



**TUGAS AKHIR - KS 141501**

**SEGMENTASI PELANGGAN MENGGUNAKAN MODEL  
RFM DAN TEORI ROUGH SET UNTUK MEMAHAMI  
KARAKTERISTIK PELANGGAN (STUDI KASUS:  
PT.ABBOTT INDONESIA,Tbk CABANG MALANG)**

**ANNISA HUSNA  
NRP 5211 100 025**

**Dosen Pembimbing :  
Rully Agus Hendrawan, S.Kom., M.Eng.  
Amalia Utamima, S.Kom.,MBA.**

**JURUSAN SISTEM INFORMASI  
Fakultas Teknologi Informasi  
Institut Teknologi Sepuluh Nopember  
Surabaya 2015**



**TUGAS AKHIR - KS 141501**

**CUSTOMER SEGMENTATION VIA RFM MODEL AND  
ROUGH SET THEORY TO UNDERSTAND CUSTOMER'S  
CHARACTERISTIC (CASE STUDY: PT.ABBOTT  
INDONESIA,Tbk CABANG MALANG)**

**ANNISA HUSNA  
NRP 5211 100 025**

**SUPERVISOR:**  
**Rully Agus Hendrawan, S.Kom., M.Eng.**  
**Amalia Utamima, S.Kom., MBA.**

**JURUSAN SISTEM INFORMASI  
Fakultas Teknologi Informasi  
Institut Teknologi Sepuluh Nopember  
Surabaya 2015**

## LEMBAR PENGESAHAN

### SEGMENTASI PELANGGAN MENGGUNAKAN MODEL RFM DAN TEORI ROUGH SET UNTUK MEMAHAMI KARAKTERISTIK PELANGGAN (STUDI KASUS: PT.ABBOTT INDONESIA,Tbk CABANG MALANG)

#### TUGAS AKHIR

Disusun Untuk Memenuhi Salah Satu Syarat  
Memperoleh Gelar Sarjana Komputer  
pada

Jurusan Sistem Informasi  
Fakultas Teknologi Informasi  
Institut Teknologi Sepuluh Nopember

Oleh:

ANNISA HUSNA  
NRP. 5211 100 025

Surabaya, Juni 2015

KETUA JURUSAN SISTEM INFORMASI



Dr. Eng. FEBRILIYAN SAMOPA, S.Kom., M.Kom.  
NIP.19730219 199802 1 001

# **SEGMENTASI PELANGGAN MENGGUNAKAN MODEL RFM DAN TEORI ROUGH SET UNTUK MEMAHAMI KARAKTERISTIK PELANGGAN (STUDI KASUS: PT.ABBOTT INDONESIA,Tbk CABANG MALANG)**

**Nama Mahasiswa** : Annisa Husna  
**NRP** : 5211 100 025  
**Jurusan** : Sistem Informasi FTIf-ITS  
**Pembimbing 1** : Rully Agus Hendrawan S.Kom.,  
M.Eng.  
**Pembimbing 2** : Amalia Utamima, S.Kom., MBA.

## **ABSTRAK**

*Seorang medical representative adalah kunci dari perusahaan farmasi untuk melakukan pengenalan dan pemasaran produk ethical mereka yang tidak dijual secara bebas. Tim medical representative juga yang bertugas sebagai pelaksana strategi pengelolaan hubungan pelanggan yang dimiliki perusahaan. Agar dapat memaksimalkan keuntungan perusahaan maka tim medical representative harus mampu mengenali karakteristik pelanggan dengan baik dan membuat strategi pemasaran yang sesuai dengan setiap karakter. Permasalahannya adalah saat ini memahami karakter pelanggan masih sulit dilakukan karena jumlah pelanggan yang sangat banyak sementara jumlah tim yang terbatas.*

*Strategi pengelolaan hubungan pelanggan diperlukan perusahaan untuk meningkatkan penjualan, pendapatan, dan kepuasan pelanggan. Salah satu pendekatan pengelolaan hubungan pelanggan yang bisa digunakan untuk mencari karakter pelanggan potensial adalah dengan melakukan segmentasi pelanggan. Dalam kasus ini segmentasi pelanggan diperlukan PT.Abbott Indonesia, Tbk cabang Malang untuk mengenali karakteristik dari pelanggan mereka.*



*Tugas akhir ini menggunakan metode kombinasi model RFM, klustering K-Means dan Teori Rough Set untuk melakukan segmentasi pelanggan. Model RFM digunakan sebagai atribut kuantitatif untuk variabel masukan. Selanjutnya menggunakan algoritma K-means untuk melakukan klustering pelanggan dan terakhir menghasilkan aturan klasifikasi dengan teori Rough Set.*

*Hasil tugas akhir ini adalah 4 segmen pelanggan yang dimiliki oleh perusahaan dan karakteristik masing-masing pelanggan. Karakteristik pelanggan ini akan membantu PT Abbott Indonesia cabang Malang untuk mengambil keputusan dalam memprioritaskan tenaga dan sumber dayanya ke pelanggan tertentu (potensi). Setelah itu juga dihasilkan 31 aturan klasifikasi dengan tingkat akurasi 95% yang digunakan untuk mengklasifikasikan pelanggan lama atau baru ke dalam segmen pelanggan yang terbentuk dengan cepat dan tepat.*

**Kata Kunci:** *Karakteristik Pelanggan, Segmentasi Pelanggan, model RFM, K-Means, Teori Rough Set.*

**CUSTOMER SEGMENTATION VIA RFM MODEL AND  
ROUGH SET THEORY TO UNDERSTANDING  
CUSTOMER'S CHARACTERISTIC (CASE STUDY:  
PT.ABBOTT INDONESIA,Tbk BRANCH OF MALANG)**

**Student Name : Annisa Husna**  
**NRP : 5211 100 025**  
**Department : Information System FTIf-ITS**  
**Supervisor 1 : Rully Agus Hendrawan S.Kom., M.Eng.**  
**Supervisor 2 : Amalia Utamima, S.Kom., MBA.**

**ABSTRACT**

*A medical representative is a main key for an pharmacy industry to introduce their ethical product which cannot selling in free market. Medical representative teams are also have a job to execute customer relationship management strategy that made by enterprise. In order to maximize enterprise benefit, medical representative team must understand their customer characteristic well and make a marketing strategy that fit with each character. But the problem is understand customer characteristic is not an easy job because there are too many customers while the number of medical representative team is not adequate.*

*The strategy of Customer Relationship Managemnet is needed to increase sales, benefit and customer satisfaction. Customer segmentation is an approach that can used to understand customer potential characteristic. In this case PT.Abbott Indonesia, Tbk branch of Malang need customer segmentation to understand their customer characteristic.*

*This final project use the combination of RFM Model, K-Means clustering and rough set theory as methodology for doing customer segmentation. RFM model is use as quantitative attribute for input variabel. Then use K-means*

*algorithm to execute customer clustering and the last is make classification rule with Rough Set theory.*

*The result of this final project is 4 customer's segment of the enterprise and all of their characteristics. The customer's characteristic will help PT Abbott Indonesia branch of Malang to make a decision for prioritized their resources and energy for potential customer. What is more from this final prohect result is 31 classification rule with 95% rate accuracy that can use to classify the old customersor and new customers into the customer segment more quickly and precisely.*

**Keywords:**      *Customer      Characteristic,      Customer  
Segmentation, RFM Model, K-Means, Rough Set Theory.*



## KATA PENGANTAR

Alhamdulillahirobbil ‘alamiin. Allahumma sholli’alaa Muhammad, wa ‘alaa aali sayyidina Muhammad. Tiada Dzat yang mampu menolong selain Allah SWT sehingga penulis dapat menyelesaikan buku tugas akhir dengan judul:

### **SEGMENTASI PELANGGAN MENGGUNAKAN MODEL RFM DAN TEORI ROUGH SET UNTUK MENGENALI KARAKTERISTIK PELANGGAN (STUDI KASUS: PT.ABBOTT INDONESIA,Tbk CABANG MALANG)**

yang merupakan salah satu syarat kelulusan pada Jurusan Sistem Informasi, Fakultas Teknologi Informasi, Institut Teknologi Sepuluh Nopember Surabaya.

Dalam pengerjaan tugas akhir yang berlangsung selama bulan Desember tahun 2014- Mei 2015 penulis ingin mengucapkan terima kasih yang sebesar-besarnya kepada yang senantiasa terlibat secara langsung memberikan bantuan dan dukungan dalam pengerjaan tugas akhir ini :

- Allah SWT yang telah memberikan kesehatan, kemudahan dan kesempatan untuk bisa menyelesaikan tugas akhir ini.
- Kepada PT. Abbott Indonesia, Tbk cabang Malang yang bersedia memberikan data penjualan mereka sebagai data untuk pengerjaan tugas akhir ini. Terutama untuk ayah saya selaku anggota tim *medical representative* perusahaan yang membantu memfasilitasi proses pengambilan data dari kantor pusat ke kantor cabang Malang dan selalu membantu memberikan informasi.
- Kepada Bapak Febriliyan Samopa selaku ketua jurusan sistem informasi.
- Kepada Bapak Rully A. Hendrawan dan Ibu Amalia Utamima, selaku dosen pembimbing. Terima kasih atas segala bimbingan dan waktu yang telah diberikan untuk membantu penulis dalam menyelesaikan tugas akhir ini.



Penulis menyadari bahwa masih terdapat banyak kekurangan dalam penulisan tugas akhir ini, oleh karena itu penulis menerima saran dan kritik yang membangun. Namun penulis berharap bahwa tugas akhir ini dapat bermanfaat bagi semua pihak yang membutuhkan.

Surabaya, April 2015

Penulis

## DAFTAR ISI

ABSTRAK .....	v
ABSTRACT .....	vii
KATA PENGANTAR .....	ix
DAFTAR ISI .....	xi
DAFTAR GAMBAR .....	xv
DAFTAR TABEL .....	xvii
BAB I PENDAHULUAN .....	1
1.1. Latar Belakang Masalah .....	1
1.2. Rumusan Masalah .....	5
1.3. Batasan Tugas Akhir .....	5
1.4. Tujuan Penelitian .....	6
1.6. Relevansi .....	6
BAB II TINJAUAN PUSTAKA .....	7
2.1. Penelitian Sebelumnya .....	7
2.2. Dasar Teori .....	8
2.1.1. Customer Relationship Management .....	8
2.1.2. Customer Segmentation .....	9
2.1.3. Model RFM .....	10
2.1.4. Metode Ward ( <i>Ward's Method</i> ) .....	11
2.1.5. Algoritma K-Means .....	12
2.1.6. <i>Dunn Index (DI)</i> .....	15
2.1.7. Karakteristik Pelanggan .....	15
2.1.8. Teori Rough Set (RS Theory) .....	17
2.1.9. Metode LEM2 untuk ekstraksi <i>rule</i> .....	18
2.1.10. PT. Abbott Indonesia, Tbk .....	19
BAB III METODOLOGI PENELITIAN .....	21
3.1. Studi Literatur .....	22
3.2. Penentuan Metode Pengerjaan Tugas Akhir .....	23
3.3. Persiapan dan Pengumpulan Data .....	24
3.4. Pengolahan Data .....	24
3.4.1. Mendefinisikan skala atribut RFM .....	24
3.4.2. <i>Clustering</i> Pelanggan menggunakan Algoritma K-Means .....	25
3.5. Analisis Hasil .....	26

3.6.	Evaluasi Hasil dan Pembuatan Kesimpulan .....	26
3.7.	Penyusunan Buku Tugas Akhir .....	26
BAB IV PERANCANGAN .....		27
4.1.	Pengumpulan Data .....	27
4.2.	Preprocessing Data .....	30
4.3.	Mencari Nilai Atribut RFM .....	31
4.3.1.	Mencari Nilai <i>Recency (R)</i> .....	32
4.3.2.	Mencari Nilai <i>Frequency (F)</i> .....	33
4.3.3.	Mencari Nilai <i>Monetary (M)</i> .....	33
4.4.	<i>RFM Scoring</i> .....	34
4.4.1.	<i>Recency</i> .....	35
4.4.2.	<i>Frequency</i> .....	35
4.4.3.	<i>Monetary</i> .....	37
BAB V IMPLEMENTASI .....		39
5.1.	Menentukan Jumlah Cluster menggunakan Metode Ward .....	39
5.2.	<i>Clustering</i> menggunakan Algoritma <i>K-Means</i> .....	40
5.3.	<i>Generate Rule</i> menggunakan Teori <i>Rough Set</i> dan Algoritma LEM2 .....	44
5.3.1.	Pembuatan Tabel Keputusan ( <i>Decision Table</i> ) .....	44
5.3.2.	Proses Menghasilkan <i>Rule</i> .....	46
BAB VI HASIL DAN PEMBAHASAN .....		53
6.1.	Analisis Hasil <i>Clustering</i> .....	53
6.1.1.	Hasil Analisis Geografis .....	53
6.1.2.	Hasil Analisis Demografis .....	57
6.1.3.	Hasil Analisis <i>Behavior</i> .....	59
6.1.4.	Analisis Antar Atribut RFM .....	62
6.2.	Menemukan Karakteristik Pelanggan .....	65
6.3.	Validasi Hasil Clustering .....	68
6.3.1.	Dunn Index (DI) .....	68
6.3.2.	<i>User Acceptance Testing</i> .....	69
6.4.	Evaluasi <i>Rule</i> dari algoritma LEM2 .....	71
6.4.1.	Klasifikasi menggunakan ROSETTA .....	71
6.4.2.	Evaluasi Eksternal Perusahaan .....	73
6.4.3.	Evaluasi dengan Pelanggan Baru Perusahaan .....	79
BAB VII KESIMPULAN DAN SARAN .....		83
7.1.	Kesimpulan .....	83



7.2. Saran .....	85
DAFTAR PUSTAKA .....	87
BIODATA PENULIS .....	91
LAMPIRAN A .....	A-1
LAMPIRAN B .....	B-1
LAMPIRAN C .....	C-1
LAMPIRAN D .....	D-1
Ucapan Terima Kasih .....	93

## DAFTAR TABEL

Tabel 2.1 Contoh Tabel Keputusan.....	17
Tabel 3.1 Perbandingan Kelebihan dan Kekurangan Metode yang digunakan untuk tugas akhir.....	23
Tabel 3.2 Skala atribut RFM.....	25
Tabel 4.1 atribut dan tipe data mentah .....	27
Tabel 4.2 potongan data mentah pada Ms.Excel.....	29
Tabel 4.3 data setelah dilakukan penyeleksian atribut .....	30
Tabel 4.4 contoh data yang mengandung nilai null.....	31
Tabel 4.5 Skala Atribut <i>Recency</i> .....	35
Tabel 4.6 tabel dummy atribut <i>frequency</i> .....	36
Tabel 4.7 Skala Atribut <i>Frequency</i> .....	37
Tabel 4.8 Skala Atribut <i>Monetary</i> .....	38
Tabel 5.1 Bagian tabel <i>agglomeration schedule</i> dengan SPSS .....	39
Tabel 5.2 Bagian Tabel hasil clustering dengan SPSS.....	40
Tabel 5.3 tabel <i>initial cluster center</i> .....	42
Tabel 5.4 tabel <i>final cluster center</i> .....	42
Tabel 5.5 tabel <i>iteration history</i> .....	43
Tabel 5.6 tabel <i>distance between final cluster centers</i> .....	43
Tabel 5.7 tabel <i>number of cases in each cluster</i> .....	44
Tabel 5.8 Penentuan nilai atribut <i>label</i> pada tabel keputusan	45
Tabel 5.9 Contoh Potongan Tabel Keputusan.....	45
Tabel 5.10 rule yang dihasilkan dengan algoritma LEM2 .....	47
Tabel 6.1 analisis <i>behavior</i> klaster 1 .....	60
Tabel 6.2 analisis <i>behavior</i> klaster 2 .....	60
Tabel 6.3 analisis <i>behavior</i> klaster 3 .....	61
Tabel 6.4 analisis <i>behavior</i> klaster 4 .....	61
Tabel 6.5 analisis <i>cluster</i> antara atribut <i>recency&amp;frequency</i> ..	62
Tabel 6.6 analisis <i>cluster</i> antara atribut <i>recency&amp;monetary</i> ..	63
Tabel 6.7 analisis <i>cluster</i> antara atribut <i>frequency &amp; monetary</i> .....	64
Tabel 6.8 tabel karakteristik pelanggan.....	66
Tabel 6.9 nilai DI untuk setiap jumlah cluster .....	68
Tabel 6.10 hasil <i>user acceptance testing</i> .....	70

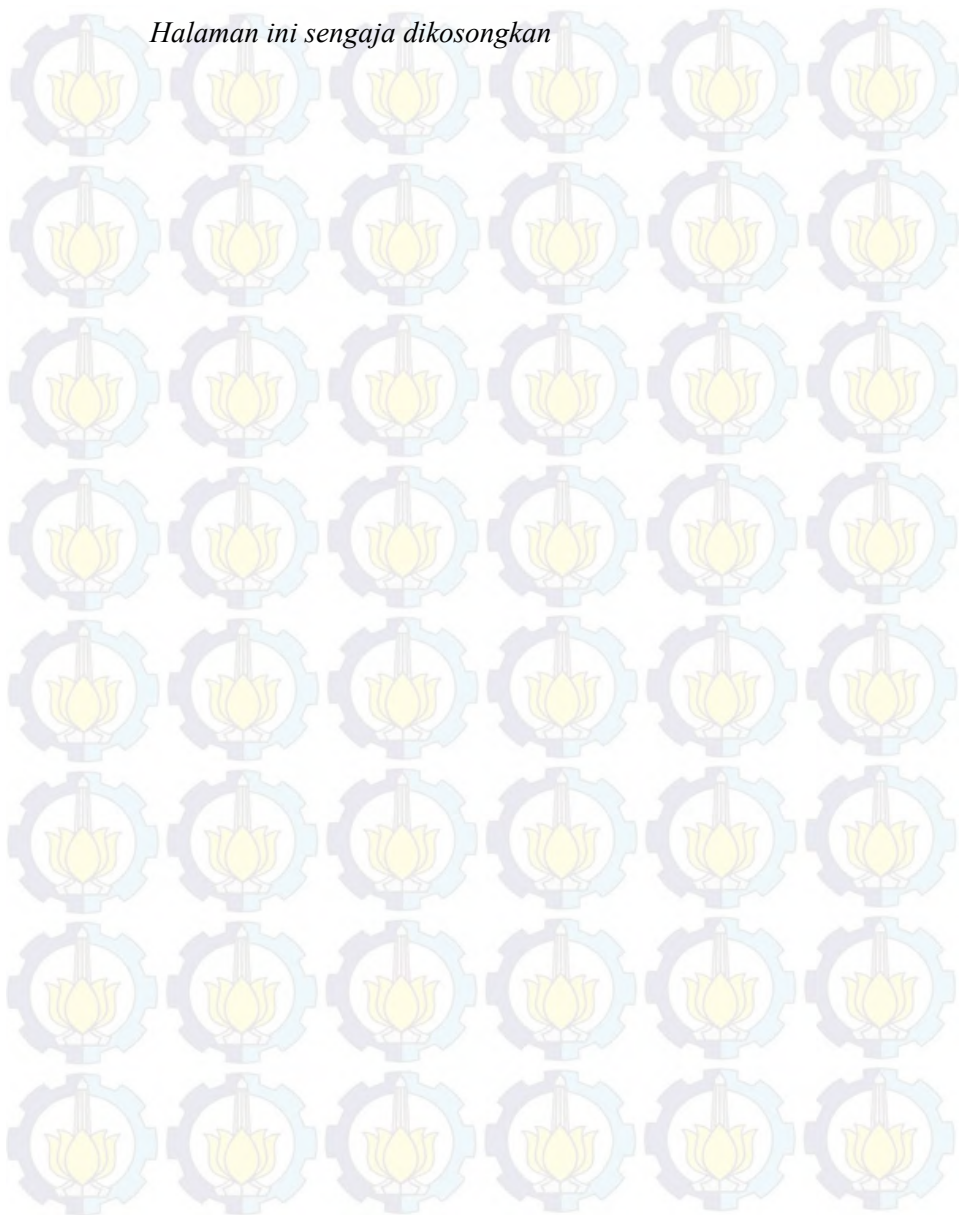
Tabel 6.11 matrix hasil klasifikasi <i>rule</i> .....	72
Tabel 6.12 tabel perbandingan posisi segmen pelanggan tahun 2014 dan 2015 .....	74
Tabel 6.13 tabel klasifikasi pelanggan baru .....	80



## DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1 Contoh kluster dengan K-means .....	13
Gambar 3.1 alur pengerjaan tugas akhir.....	21
Gambar 4.1 mencari tanggal terakhir transaksi.....	32
Gambar 4.2 query untuk mencari nilai <i>recency</i> .....	33
Gambar 4.3 query untuk mencari nilai <i>frequency</i> <sup>3</sup> .....	33
Gambar 4.4 query untuk mencari nilai <i>monetary</i> .....	34
Gambar 6.1 analisis geografis klaster 1 .....	54
Gambar 6.2 analisis geografis klaster 2 .....	55
Gambar 6.3 analisis geografis klaster 3 .....	56
Gambar 6.4 analisis geografis klaster 4 .....	57
Gambar 6.5 hasil analisis demografis pelanggan keseluruhan klaster .....	58

*Halaman ini sengaja dikosongkan*



## BIODATA PENULIS



Penulis lahir di Yogyakarta pada tanggal 18 Agustus tahun 1994. Merupakan anak pertama dari 2 bersaudara. Penulis telah menempuh beberapa pendidikan formal yaitu; SDN Tunjung Sekar V Malang, SMPN Negeri 5 Malang dan SMAN 1 Malang.

Pada tahun 2011 pasca kelulusan SMA penulis melanjutkan pendidikan dengan jalur SNMPTN undangan di jurusan Sistem Informasi FTIf – Institut Teknologi

Sepuluh Nopember (ITS) Surabaya dan terdaftar sebagai mahasiswa dengan NRP 5211100025. Selama menjadi mahasiswa, penulis telah mengikuti kegiatan kemahasiswaan seperti beberapa kepanitiaan serta aktif sebagai staff Departemen Kesejahteraan Mahasiswa Himpunan Mahasiswa Sistem Informasi (HMSI) dan sebagai sekretaris departemen pada tahun ketiganya. Disamping organisasi penulis juga sempat menjadi fasilitator mata kuliah Keterampilan Interpersonal, asisten kelas pada mata kuliah Pengantar Sistem Informasi, asisten kelas pada mata kuliah Rekayasa Perangkat Lunak, dan asisten kelas pada mata kuliah Data Mining dan Data Warehouse.

Pada tahun keempat karena penulis tertarik dengan pengolahan data serta sistem cerdas maka penulis mengambil bidang minat Laboratorium Sistem Pendukung Keputusan dan Intelegensia Bisnis (Lab. SPK & IB) karena dengan topik *Data Mining* dalam pengerjaan tugas akhir. Penulis dapat dihubungi melalui email [annis.husna@gmail.com](mailto:annis.husna@gmail.com).



## **BAB I PENDAHULUAN**

Pada bab ini akan dijelaskan mengenai latar belakang, rumusan masalah, batasan pengerjaan, tujuan, dan manfaat dari pengerjaan tugas akhir.

### **1.1. Latar Belakang Masalah**

Sejak tahun 2013 hingga sekarang pertumbuhan industri farmasi di Indonesia sekitar 12%-13% dengan nilai transaksi mencapai US\$ 5,4 miliar. Pertumbuhan positif industri farmasi juga tampak dari performa perusahaan pada bursa efek Indonesia. Pada tahun 2012 sejumlah perusahaan farmasi seperti Taisho Pharmaceutical Indonesia Tbk mencatat margin usaha 44%, Kalbe Farma Tbk 16% dan Merck Tbk sebesar 15%. Pertumbuhan tersebut didukung oleh mulai beroperasinya Badan Penyelenggaraan Jaminan Sosial (BPJS) di awal tahun 2014 dan juga kebutuhan belanja kesehatan masyarakat yang terus meningkat [1]. Berdasarkan data dari kementerian kesehatan 2012 tercatat ada 206 perusahaan farmasi di Indonesia dan sebanyak 39 di antaranya adalah perusahaan asing/multinasional [2]. Hal ini menyebabkan tingginya tingkat kompetisi antar industri farmasi baik dalam negeri maupun dengan perusahaan asing [1].

Kesuksesan perusahaan farmasi bergantung pada penyaluran produk ke sektor kesehatan masyarakat. Pasar farmasi dibedakan menjadi dua jenis yaitu produk bebas dan produk ethical/ dengan resep dokter [3]. Untuk pemasaran obat bebas bisa dilakukan dengan melakukan pengenalan produk melalui media masa seperti iklan komersil, peyaluran ke took ritel, penyaluran ke apotik secara bebas, dan lain sebagainya. Namun untuk produk ethical yang pemasarannya tidak boleh dilakukan secara bebas dikenalkan perusahaan melalui seorang *medical representative*. *Medical representative* adalah seseorang yang menjadi kepercayaan perusahaan untuk mengenalkan produk ethical mereka kepada pelanggan. Pelanggan yang dimaksud adalah dokter, apotek, rumah sakit, dan lembaga penyedia layanan

kesehatan lainnya. Seorang *medical representative* akan mengenalkan fungsi, manfaat, kelebihan, kekurangan hingga harga produk kepada dokter. Namun yang bisa membeli produk adalah bagian pembelian seperti apotek ataupun rumah sakit, maka *medical representative* juga akan melakukan kunjungan ke apotek untuk mengetahui apakah produk telah tersedia di apotek tersebut, stok produk, pola persebaran dokter, siapa yang meresepkan produk, menanyakan produk kompetitor, dan lain sebagainya [4].

Berdasarkan penjelasan sebelumnya bisa disimpulkan jika kunjungan ke apotek/rumah sakit ini menjadi tugas yang penting bagi *medical representative* karena mereka adalah direct customer dari perusahaan farmasi. Akan tetapi jumlah apotek maupun rumah sakit yang tersebar di wilayah Indonesia sangat banyak dengan jumlah *medical representative* yang terbatas. Apabila kunjungan yang dilakukan oleh *medical representative* tadi tidak mendapatkan hasil yang positif maka hanya akan memakan banyak waktu, tenaga, dan tentu saja biaya. Walaupun seorang *medical representative* sudah memiliki cakupan area mereka masing-masing untuk mempersempit jumlah apotek atau rumah sakit namun hal tersebut kurang efektif karena jumlah apotek/rumah sakit dalam 1 area bisa mencapai puluhan [5]. Saat ini menurut data PT. Abbott Indonesia, Tbk cabang Malang tercatat ada 218 pelanggan dengan tim *medical representative* yang berjumlah 3 orang.

Selain itu walaupun apotek, klinik, rumah sakit ataupun pelanggan lainnya melakukan pembelian berdasarkan resep dokter namun strategi setiap pelanggan dalam melakukan berbeda. Ada perusahaan yang membeli hanya sedikit karena dirasa sudah memenuhi resep dokter ada pelanggan yang melakukan pembelian dalam jumlah besar karena memiliki dana lebih atau menyimpan stock barang. Ada juga pelanggan yang melakukan pembelian satu kali dalam satu bulan langsung dalam jumlah besar dan ada yang melakukan pembelian bertahap dalam setiap bulannya. Selain itu juga ada pelanggan yang memberikan jeda dalam setiap transaksinya karena dirasa tidak perlu membeli



produk berturut-turut setiap bulannya. Karena setiap pelanggan memiliki karakteristik yang berbeda-beda itulah yang terkadang menyulitkan tim *medical representative* dalam melakukan *maintenance* pelanggan dan memasarkan produk mereka. Bahkan seringkali anggota *medical representative* melakukan kunjungan secara asal hanya untuk memenuhi target kunjungan yang sudah ditetapkan oleh perusahaan. Hal tersebut akan merugikan perusahaan karena untuk biaya pemberian layanan terhadap pelanggan termasuk transportasi menjadi tanggungan perusahaan. Oleh karena itu penting bagi tim *medical representative* untuk mengetahui potensi dan karakteristik dari setiap pelanggan mereka dalam melakukan pembelian produk.

Pengelolaan hubungan pelanggan yang baik merupakan suatu strategi yang bisa digunakan perusahaan untuk meningkatkan penjualan, pendapatan, dan kepuasan pelanggan dengan cara mengatur segmentasi pelanggan, memberikan perlakuan berbeda terhadap jenis pelanggan yang berbeda, dan mengimplementasikan proses *customer-centric* [6]. Dalam kasus ini segmentasi pelanggan diperlukan perusahaan untuk lebih memahami karakteristik dari pelanggan mereka yang berbeda-beda, dengan demikian perusahaan bisa merencanakan pendekatan yang tepat terhadap setiap segmen pelanggan berbeda. Beberapa penelitian pun telah dikembangkan untuk menentukan model dan metode yang terbaik dalam melakukan segmentasi pelanggan. Beberapa penelitian terdahulu yang pernah dikembangkan tersaji dalam tabel 1.1

**Tabel 1.1 Jurnal Pendukung Penelitian**

<b>Penulis</b>	<b>Judul</b>	<b>Tujuan</b>	<b>Metode</b>
[7]	Segmentation of telecom customers based on customer value by decision tree model	Melakukan segmentasi pelanggan telekomunikasi untuk mencari pelanggan <i>high-value</i>	Decision Tree Model by Customer value



Penulis	Judul	Tujuan	Metode
[8]	Classifying the segmentation of customer value via RFM model and RS theory	Mengembangkan dan menawarkan model baru untuk melakukan segmentasi pelanggan dengan tingkat akurasi yang tinggi	RFM and RS Theory
[9]	CRM strategies for a small-sized online shopping mall based on association rules and sequential patterns	Melakukan klasifikasi pelanggan VIP dan non-VIP dari toko online	Decision tree, ann, association rules and sequential patterns.
[10]	A Review of the Application of RFM Model	Mengetahui kelebihan dan kekurangan model RFM dan mengkombinasikan model RFM dengan model lain.	RFM Model

Dari referensi diatas menyebutkan bahwa model yang banyak digunakan dan memiliki tingkat akurasi yang tinggi adalah RFM dengan Teori Rough Set. Maka penelitian ini akan dikembangkan dengan menggunakan kombinasi analisis RFM, *clustering* K-Means dan Rough Set yang dikembangkan oleh Chen&Cheng (2009). Model ini menggunakan analisa RFM (Recency, Frequency, Monetary) sebagai atribut kuantitatif untuk menjadi input, selanjutnya menggunakan algoritma k-means untuk mengklaster nilai dari customer dan terakhir menggunakan rough set untuk menggali aturan kasifikasi yang digunakan untuk

mendukung perusahaan dalam membangun sistem pengelolaan hubungan pelanggan yang terbaik [8].

Diharapkan dengan adanya penelitian ini dapat membantu perusahaan untuk mengelompokkan pelanggan serta membantu memprioritaskan tenaga dan sumber dayanya ke pelanggan tertentu (potensial).

## **1.2. Rumusan Masalah**

Permasalahan yang dititikberatkan pada tugas akhir ini adalah :

1. Mengetahui bagaimana karakteristik setiap segmen pelanggan produk *ethical* PT.Abbott Indonesia, Tbk Cabang Malang
2. Bagaimana cara mempermudah klasifikasi pelanggan baru ataupun pelanggan lama ke dalam segmen yang telah teridentifikasi.

## **1.3. Batasan Tugas Akhir**

Batasan dalam pengerjaan tugas akhir ini adalah:

1. Sumber data yang digunakan berasal dari Sales Perusahaan Abbott selama 6 bulan terakhir tahun 2014 (Juli-Desember)
2. Studi kasus tugas akhir adalah PT.Abbott Indonesia, Tbk Cabang Malang. Cabang Malang mencakup : Kota Batu, Kota Blitar, Kota Malang, Kota Kediri, Kota Tulungagung, Kabupaten Kepanjen, Kabupaten Lawang, Kabupaten Singosari, Kabupaten Tumpang, Kabupaten Turen, Kabupaten Wlingi, Kabupaten Pare, dan Kota Nganjuk.
3. Variabel yang digunakan dalam tugas akhir adalah waktu terakhir pembelian, frekuensi pembelian dan besarnya transaksi pembelian.
4. Kategori Produk yang digunakan adalah produk *ethical* perusahaan abbott

#### **1.4. Tujuan Penelitian**

Tujuan dari tugas akhir ini adalah menemukan karakteristik dari setiap pelanggan agar perusahaan mampu memprioritaskan sumber daya dan tenaga untuk pelanggan tertentu

#### **1.5. Manfaat Penelitian**

Manfaat penelitian tugas akhir ini adalah untuk membantu perusahaan dan tim *medical representative* dari PT.Abbott Indonesia, Tbk cabang malang dalam mengelompokkan pelanggan mereka sehingga bisa mengoptimalkan sumber daya perusahaan dengan tepat untuk meningkatkan keuntungan perusahaan.

#### **1.6. Relevansi**

Relevansi penelitian tugas akhir ini terhadap penelitian area sistem informasi berada pada area sistem pendukung keputusan dengan topik data mining karena ada teknik data mining seperti *clustering* dan klasifikasi *rule*. Selain itu beberapa mata kuliah sistem informasi yang mendukung penelitian tugas akhir ini adalah:

- Pengelolaan Hubungan Pelanggan: yang menjelaskan konsep dasar dari segmentasi pelanggan dan strategi untuk mempertahankan pelanggan.
- Manajemen basis data: Digunakan dalam pengolahan data terutama tahap *preprocessing* data
- Penggalan Data dan Analitika Bisnis : Digunakan untuk melakukan metode penelitian seperti *clustering* maupun klasifikasi.
- Metode penulisan karya ilmiah : Untuk menyusun buku tugas akhir dengan baik dan benar



## BAB II TINJAUAN PUSTAKA

Pada bab ini dijelaskan mengenai teori-teori terkait yang bersumber dari buku, jurnal, ataupun artikel yang berfungsi sebagai dasar dalam melakukan pengerjaan tugas akhir agar dapat memahami konsep atau teori penyelesaian permasalahan yang ada.

### 2.1. Penelitian Sebelumnya

Penelitian tugas akhir ini menggunakan metode yang dikembangkan pada penelitian sebelumnya. Sementara untuk obyek penelitian dan tujuan penelitian, hasil studi penelitian sebelumnya dijelaskan pada tabel 3.1. Penelitian sebelumnya adalah penelitian milik Ching- Hsue Cheng dan You-Shyang Chen pada tahun 2009 dengan judul “*Classifying the segmentation of customer value via RFM model and RS theory*”. Penelitian ini tercatat telah dijadikan referensi oleh topik penelitian lain sebanyak 158 kali menurut [www.scholar.google.com](http://www.scholar.google.com) dan diterbitkan pada jurnal *Expert System With Application*.

Tujuan utama dari penelitian ini adalah memberikan model baru untuk melakukan segmentasi pelanggan dengan tingkat akurasi yang tinggi untuk melengkapi kekurangan model yang sudah ada sebelumnya yaitu *Naïve Bayes*, *Decision Tree* dan *Neural Network*. Model yang ditawarkan adalah kombinasi dari model RFM , teknik *clustering K-Means* dan *Rough Set theory*. Output dari penelitian ini adalah *classification rule* yang diambil dari hasil *clustering* menggunakan algoritma LEM2.

Studi kasus yang digunakan oleh penelitian ini adalah perusahaan yang bergerak di industri elektronik khususnya desain layanan *manufacture*. Dan sejauh ini masih sedikit penelitian yang melakukan segmentasi pelanggan pada industri farmasi yang tipe pelanggannya sedikit berbeda dengan perusahaan lainnya.

Kesimpulan utama penelitian ini adalah model baru yang ditawarkan menghasilkan tingkat akurasi yang lebih tinggi dibandingkan dengan ketiga teknik lainnya.

## **2.2. Dasar Teori**

### **2.1.1. Customer Relationship Management**

Konsep Pengelolaan hubungan pelanggan lahir karena pelanggan merupakan jantung bagi sebuah perusahaan mulai dari proses *sales* dan *marketing*, pengembangan produk, alokasi sumber daya dan pekerja serta menentukan strategi pertumbuhan jangka panjang.

Menurut [11] pengelolaan hubungan pelanggan adalah himpunan dari praktik bisnis yang didesain secara simple untuk mendekatkan hubungan antara perusahaan dengan pelanggannya, tujuannya adalah untuk mempelajari pelanggan dan untuk memberikan nilai yang lebih baik kepada pelanggan. Tujuan akhirnya adalah membuat pelanggan menjadi lebih bernilai bagi perusahaan untuk meningkatkan nilai dari perusahaan. Sistem pengelolaah hubungan pelanggan merupakan pendekatan untuk memahami perlakuan pelanggan ke dalam analisis yang memiliki arti dan meningkatkan proses mendapatkan pelanggan, mempertahankan pelanggan dan keuntungan pelanggan. sistem pengelolaan hubungan pelanggan yang baik mampu membantu perusahaan untuk mempertahankan pelanggan yang ada saat ini dan terus menambah pelanggan baru. Terdapat empat hal yang menjadi focus utama dalam pengelolaan hubungan pelanggan yaitu *customer identification*, *customer attraction*, *customer retention* dan *customer development*.

Perusahaan memiliki metode masing-masing ntuk mengembangkan sistem pengelolaan hubungan pelanggan yang baik. Dengan berkembangnya teknologi yang ada pada saat ini maka perusahaan menggunakan bantuan teknologi informasi (TI) dalam mengelola hubungannya dengan pelanggan. Bahkan

teknik penggalian data (*data mining*) sangat populer digunakan dalam membangun sistem ini.

Pemilihan metode pengelolaan hubungan pelanggan menjadi fokus perusahaan pada saat ini karena jika metode yang diterapkan berhasil maka waktu, biaya serta tenaga yang dihabiskan untuk melakukan hubungan dengan pelanggan menjadi lebih efektif dan efisien. Kesalahan pemilihan metode dan kegagalan dalam menerapkannya akan memberikan dampak negatif bagi perusahaan bahkan bisa menyebabkan perusahaan kehilangan pelanggannya dan memberikan kerugian yang besar bagi perusahaan.

### 2.1.2. Customer Segmentation

Segmentasi Pelanggan adalah salah satu teknik dalam pengelolaan hubungan pelanggan dimana perusahaan mengidentifikasi grup / kategori pelanggan mereka berdasarkan catatan transaksi dan kemudian mempelajari pola dari setiap grup. Manager pemasaran bisa mendesain layanan pemasaran yang berbeda agar sesuai dengan kebutuhan dan keinginan setiap segmen pelanggan. Contoh dari segmentasi pelanggan yang paling sederhana adalah membagi pelanggan berdasarkan kesetiannya (*member* dan *non-member*), usia, cara pembayaran, dan lain-lain.

Jika dilihat dari sudut pandang pengelolaan hubungan pelanggan maka segmentasi pelanggan akan lebih berdasarkan pada data yang ada. Pelanggan dapat dibagi menjadi beberapa grup tergantung pada beberapa macam atribut *user* maupun atribut *usage*. Perusahaan bisa menggunakan proses statistik untuk membantu mengidentifikasi dan membuat grup/kategori pelanggan mereka.

Dalam bukunya, Don Pepper [11] mengkategorikan pelanggannya ke dalam 4 segmen, yaitu:

1. **Most Valuable Customer (MVC)**, pelanggan dengan nilai paling tinggi bagi perusahaan. Merupakan



pelanggan yang memberikan keuntungan terbesar bagi perusahaan.

2. **Most Growable Customer**, yaitu pelanggan yang tanpa disadari memiliki potensi besar
3. **Below Zeros**, yaitu pelanggan yang memberikan keuntungan lebih sedikit bagi perusahaan.
4. **Migrators**, yaitu pelanggan yang berada pada posisi diantara below zeros dan most growable customer dan perlu dianalisis agar dapat diketahui kategori asalnya.

Dalam pengerjaan tugas akhir ini nantinya akan disesuaikan kategori pelanggan yang diusulkan oleh literatur dengan pengamatan dari pihak perusahaan. Sehingga karakteristik setiap segmen pelanggan nantinya tidak akan persis dengan yang dijelaskan oleh literatur namun lebih ke arah karakteristik menurut perusahaan dengan dasar acuan literatur milik Don Pepper.

### 2.1.3. Model RFM

Model analisa RFM dikembangkan pertama kali oleh hughes[12], model ini membedakan pelanggan yang penting dari sejumlah data dengan menggunakan tiga atribut yaitu: selang waktu (interval) pemakaian pelanggan, frekuensi dan jumlah uang. Secara detail ketiga atribut tersebut dideskripsikan seperti di bawah ini:

#### 1) *Recency of the last Purchase (R)*

R merepresentasikan resensi, yang berarti adalah jarak antara waktu terakhir pemakaian / pembelian dengan waktu sekarang. Semakin sedikit selang waktunya maka nilai R semakin besar.

#### 2) *Frequency of the purchases (F)*

F merepresentasikan frekuensi, yang artinya adalah jumlah transaksi pada periode waktu tertentu. Contohnya adalah: dua kali pembelian dalam satu

tahun, satu kali pembelian dalam satu bulan, dan lain-lain. Semakin banyak frekuensinya maka nilai F semakin besar.

### 3) *Monetary value of the purchases (M)*

M merepresentasikan moneter, yang artinya adalah jumlah uang yang digunakan untuk pembelian pada periode waktu tertentu. Semakin banyak nilai moneter maka nilai M semakin besar.

Pada penelitian sebelumnya [13] menunjukkan bahwa semakin besar nilai R dan F maka ada kecenderungan pelanggan akan melakukan transaksi kembali kepada perusahaan. Sementara semakin tinggi nilai M menunjukkan bahwa kecenderungan pelanggan untuk membeli produk atau layanan perusahaan. RFM adalah atribut yang efektif untuk melakukan segmentasi pelanggan.

#### 2.1.3.1. Mengatur bobot model RFM

Terdapat dua penelitian yang berbeda yang menjelaskan mengenai pembobotan pada model RFM. Menurut penelitian Hughes [12] tingkat kepentingan dari ketiga atribut RFM adalah sama. Sementara itu menurut [14] ketiga atribut tersebut memiliki tingkat kepentingan yang berbeda bergantung pada karakteristik sektor industri, sehingga bobot dari tiga variabel tidak sama.

#### 2.1.4. Metode Ward (*Ward's Method*)

Metode ini pertama kali diperkenalkan oleh Joe H. Ward. Jr sebagai sebuah kasus khusus dari pendekatan fungsi tujuan [15]. Metode Ward merupakan salah satu teknik dari analisa klaster hirarki yang bersifat *agglomerative* untuk memperoleh *cluster* yang memiliki varian internal sekecil mungkin. Metode ini mengelompokkan N buah objek ke dalam  $n, n-1, n-2, \dots, 1$  *cluster* dengan banyak *cluster* tidak diketahui. Tujuannya adalah untuk meminimalkan variasi antar objek yang ada dalam satu *cluster*.

dan memaksimalkan variasi dengan objek yang ada di *cluster* lainnya [16].

Dalam metode Ward tahapannya adalah dengan menggabungkan dua *cluster* U dan V dengan meminimalkan peningkatan nilai *Sum Squared Error* didefinisikan sebagai jarak antara *cluster* U dan V. Setelah digabungkan total variasi dalam *cluster* akan berkurang. Dalam menentukan jarak antara 2 *cluster*, misal U dan V dimana persamaan (1) :

$$\begin{aligned}\Delta(U, V) &= \sum_{i \in U \cup V} \|\vec{x}_i - \vec{m}_U\|^2 - \sum_{i \in V} \|\vec{x}_i - \vec{m}_V\|^2 \\ &= \frac{n_U n_V}{n_U + n_V} \sum_{i \in V} \|\vec{m}_U - \vec{m}_V\|^2\end{aligned}\quad (1)$$

Dimana :

$\vec{m}_j$ : titik tengah dari *centroid cluster* j

$n_j$ : jumlah titik dalam *centroid cluster*

$\Delta$ : *merging cost* yang menggabungkan *cluster* A dan B

Dengan metode ini jumlah SSE dimulai dari nol karena setiap point merupakan kluster sendiri dan kemudian meningkat seiring dengan penggabungan kluster.

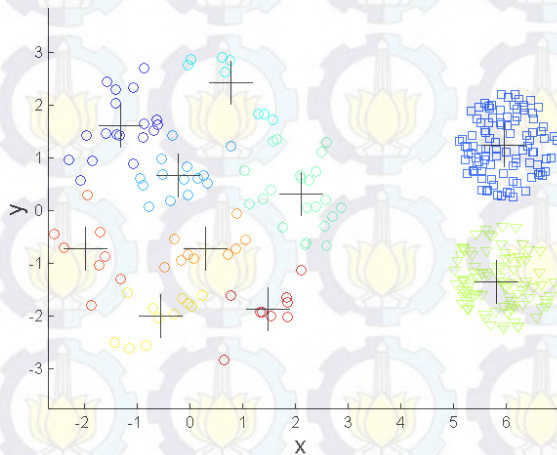
Total kuadrat untuk penentuan jumlah  $k$  untuk *clustering* biasanya lebih besar daripada jumlah  $k$  yang dicapai K-means. Untuk itu biasanya metode ward digunakan untuk menentukan jumlah  $k$  dan memulai proses *k-means* untuk mengurangi jumlah SSE [17].

### 2.1.5. Algoritma K-Means

K-Means adalah algoritma yang umum digunakan untuk melakukan *clustering*, awalnya dikenal sebagai metode Forgy (forgy,1965). Semenjak itu algoritma ini banyak digunakan secara luas pada beberapa bidang termasuk penggalian data, analisis statistik, dan aplikasi bisnis lainnya. Algoritma K-means merupakan salah satu yang paling sederhana dan mudah untuk dilakukan, relative cepat, serta mudah beradaptasi.



K-means merupakan teknik *clustering* berbasis prototip yang direpresentasikan dengan *centroid* (rata-rata). Algoritma ini biasanya bisa digunakan untuk obyek yang ada pada ruang  $n$  dimensi. Konsep dari K-means adalah algoritma yang menempatkan setiap obyek ke dalam kluster yang terdekat dengan centroid (means). Contoh kluster yang dihasilkan dari algoritma K-means bisa dilihat pada gambar 2.1.



**Gambar 2.1 Contoh kluster dengan K-means**

#### **2.1.5.1. Langkah-langkah algoritma K-Means**

Berdasarkan konsep di atas maka proses dari K-means adalah sebagai berikut:

- 1) Membagi item ke dalam inisial kluster K  
Langkah pertama yang dilakukan adalah membagi item ke dalam inisial kluster K, dimana jumlah K harus ditentukan dengan spesifik.
- 2) Meletakkan setiap item ke centroid terdekat.  
Selanjutnya adalah meletakkan item ke dalam kluster yang terdekat dengan centroid. Jarak terdekat dapat

ihitung menggunakan jarak *Euclidean*. Rumus untuk menghitung jarak *Euclidean* adalah sebagai berikut.

$$\begin{aligned} d(p, q) &= d(q, p) \\ &= \sqrt{(q_1 - p_1)^2 + (q_2 - p_2)^2 + \dots + (q_n - p_n)^2} \\ &= \sqrt{\sum_{i=1}^n (q_i - p_i)^2} \end{aligned} \quad (2)$$

Setelah itu *update* nilai dari *centroid* dengan menghitung ulang nilai centroid untuk kluster dengan item yang baru saja masuk atau untuk kluster dengan item yang baru saja keluar.

- 3) Mengulang step 2 hingga tidak ada lagi item yang berubah klasternya. Untuk melakukan penilaian terhadap hasil kluster yang ada maka digunakan nilai *sum of the squared error* (SSE). Semakin kecil nilai dari SSE maka prototip dari kluster itu semakin baik. Rumus dari SSE didefinisikan sebagai berikut.

$$SSE = \sum_{i=1}^K \sum_{x \in C_i} dist^2(m_i, x) \quad (3)$$

Dimana *dist* adalah jarak *Euclidean* antara 2 obyek dalam ruang *Euclidean*.

#### 2.1.5.2. Kelemahan algoritma K-Means

Meskipun sudah menjadi algoritma yang sering digunakan dalam teknik *clustering*, algoritma K-means masih memiliki beberapa kelemahan yaitu K-means memiliki kesulitan dalam mendeteksi kluster ‘alami’, ketika kluster memiliki perbedaan ukuran, ketebalan atau bentuk kluster tidak oval.

### 2.1.6. Dunn Index (DI)

*Dunn index* merupakan salah satu indeks yang digunakan untuk melakukan validitas *cluster* yang ditawarkan oleh J.C. Dunn pada tahun 1974. DI mengidentifikasi klaster yang terpisah dengan baik dan padat (rapi). Tujuannya adalah untuk memaksimalkan jarak *inter-cluster* namun juga meminimalkan jarak *intra-cluster* [18].

Semakin tinggi nilai dari DI maka semakin mengindikasikan bahwa pada jumlah  $k$ -klaster, klaster tersebut terpisah dengan baik dan semakin padat. Maka dari itu kita bisa menggunakan DI untuk menentukan apakah jumlah  $k$  yang digunakan dalam proses *clustering* sudah optimal [19].

Untuk menghitung nilai dari DI kita bisa menggunakan rumus (4), yaitu:

$$D = \min_{i=1 \dots k} \left\{ \min_{j=i+1, \dots, k} \left( \frac{\text{diss}(c_i, c_j)}{\max_{m=1 \dots k} (\text{diam}(c_k))} \right) \right\} \dots \dots \dots (4)$$

Dimana  $d(c_i, c_j)$  dihitung dari persamaan (5) dan

$\text{diam}(c_k)$  dihitung dari persamaan (6).

$$\text{diss}(c_i, c_j) = \min_{x \in c_i, y \in c_j} \{d(x, y)\} \dots \dots \dots (5)$$

$$\text{diam}(c_k) = \max_{x, y \in c_i} \{d(x, y)\} \dots \dots \dots (6)$$

Keterangan :

$D$  = indeks Dunn

$k$  = jumlah *cluster*

$d(c_i, c_j)$  = jarak antar *cluster*  $i$  dan *cluster*  $j$

$\text{diam}(c_k)$  = diameter *cluster*  $i$ . [18]

### 2.1.7. Karakteristik Pelanggan

Bagi perusahaan yang berorientasi pasar / pelanggan maka pemahaman akan karakteristik pelanggan adalah hal yang sangat mendasar. Dengan mengetahui karakteristik dari pelanggan maka perusahaan mampu memenuhi kebutuhan pelanggan serta mendapatkan keuntungan yang maksimal. Salah satu hal yang



membantu proses pemahaman karakteristik pelanggan adalah dengan melakukan segmentasi pelanggan [20].

Menurut buku yang ditulis oleh Kotler [21] terdapat beberapa cara pendekatan untuk memahami karakteristik pelanggan, yaitu:

- *Geographic Segmentation*  
Merupakan pendekatan untuk membagi pelanggan berdasarkan unit geografis yang berbeda seperti berdasarkan Negara, provinsi, kota, kabupaten, dan lain-lain. Perusahaan dapat beroperasi di seluruh segmen dengan tetap memperhatikan perbedaan kebutuhan dari masing-masing wilayah.
- *Demographic Segmentation*  
Pada pendekatan ini pelanggan dibedakan berdasarkan usia, gender, tingkat pendapatan, tingkat pendidikan, agama, status keluarga, tipe perusahaan (jika pelanggan berbentuk perusahaan), dan lain-lain. Pendekatan demografis merupakan pendekatan yang sangat populer karena mudah untuk diukur.
- *Psychographic Segmentation*  
Pendekatan yang membagi pelanggan berdasarkan gaya hidup, kepribadian dan nilai yang diberikan. Pendekatan ini sulit dilakukan karena setiap pelanggan memiliki profil psikografis yang sangat berbeda.
- *Behavioral Segmentation*  
Pada pendekatan ini pelanggan dibagi berdasarkan pengetahuan mereka, sikap, status pelanggan, *usage rate* (rating pembelian), tingkat kesetiaan, pola pembelian, dan lain-lain. Banyak yang berpendapat bahwa variabel *behavior* ini adalah langkah awal yang bagus untuk memulai memahami karakter pelanggan.

Sementara itu menurut [22] pendekatan yang bisa dilakukan untuk memahami karakter pelanggan adalah dengan melakukan

*profiling* pelanggan. *Profiling* bisa dilakukan dengan menganalisa nilai RFM (*recency, Frequency and Monetary*), profil Demografis, serta *life stage* (segmen yang dibagi berdasarkan status pernikahan/keluarga).

### 2.1.8. Teori Rough Set (RS Theory)

Teori himpunan kasar (*rough set*) pertama kali diperkenalkan oleh Zdzislaw Pawlak pada tahun 1982 yang digunakan untuk klasifikasi dan analisa data yang tidak tepat, tidak pasti atau tidak memiliki informasi yang komplit. Data yang digunakan adalah tipe data diskrit. Tujuan dari teori ini adalah untuk mendapatkan aturan (*rule*) yang singkat dari tabel basisdata. Teori himpunan kasar adalah teknik yang efisien untuk menggali pengetahuan dalam basis data relasional pada proses penggalian data [23].

Untuk memulai analisa menggunakan teori himpunan kasar dimulai dari basisdata relasional yang memiliki beberapa atribut dan biasa disebut tabel keputusan. Atribut yang ada di dalam tabel tersebut dibagi menjadi dua yaitu atribut keputusan dan atribut kondisi [24]. Contoh tabel yang digunakan untuk analisa ini bisa dilihat pada tabel 2.1

**Tabel 2.1 Contoh Tabel Keputusan**

ID	Suhu tubuh	Bintik Merah	Keringat Dingin	Demam Berdarah
1	36°	Ya	Ya	Ya
2	40°	Ya	Tidak	Tidak
3	37°	Tidak	Ya	Ya
4	39°	Tidak	Tidak	Tidak

Yang terpenting dalam tabel keputusan ini adalah menemukan seluruh subset dengan acuan kelas yang sama. Akan tetapi pendefinisian subset tidak selalu tepat karena atribut dari masing-masing kelas memiliki nilai yang berbeda. Maka dari

itu teori himpunan kasar melakukan pendefinisian subset dengan melakukan perkiraan menggunakan *lower* dan *upper approximation* yang didefinisikan pada persamaan (7) sebagai berikut:

$$\underline{BX} = \{x|[x]_B \subseteq X\} \text{ (Lower Approximation)}$$

$$\overline{BX} = \{x|[x]_B \cap X \neq \emptyset\} \text{ (Upper Approximation)} \quad (7)$$

Elemen pada  $\underline{BX}$  dapat diklasifikasikan sebagai anggota dari X berdasarkan pengetahuan dari atribut B. Sementara elemen pada  $\overline{BX}$  diklasifikasikan sebagai anggota yang tidak terdefinisi pada X. selisih antara taksiran atas dan bawah ( $BN_B(x) = \overline{BX} - \underline{BX}$ ) dinamakan *boundary region*, dimana jika *boundary region* tidak bernilai 0 maka himpunan ini disebut himpunan kasar.

Teori himpunan kasar memiliki beberapa kelebihan antara lain: (1) Teori ini tidak membutuhkan persiapan atau parameter tambahan mengenai data; (2) dapat bekerja dengan nilai yang hilang, tidak mahal dan membutuhkan waktu yang singkat untuk mendefinisikan *rule*; (3) menawarkan kemampuan untuk mengatasi kuantitatif maupun kualitatif data; (4) dapat dimodelkan secara fungsi non-linear atau *discontinuous*. [8]

### 2.1.9. Metode LEM2 untuk ekstraksi *rule*

Metode yang populer digunakan untuk menghasilkan aturan (*rule*) dari tabel keputusan yang berfokus pada himpunan minimal dari aturan [25]. Algoritma induksi aturan dari himpunan kasar yang pertama kali digunakan adalah sistem LERS (*learning from examples*), kemudian karena mampu memberikan hasil yang lebih baik algoritma LEM2 (*learning from example module, version 2*) mulai diperkenalkan.

Dalam menghasilkan aturan konsep dari algoritma LEM2 adalah mencari ruang dari pasangan nilai atribut. Yang menjadi file untuk data masukan adalah *lower* dan *upper approximation* sehingga data masukan selalu konsisten. LEM2



memperhitungkan cakupan lokal dan kemudian merubahnya menjadi himpunan aturan (*rule set*) [26]

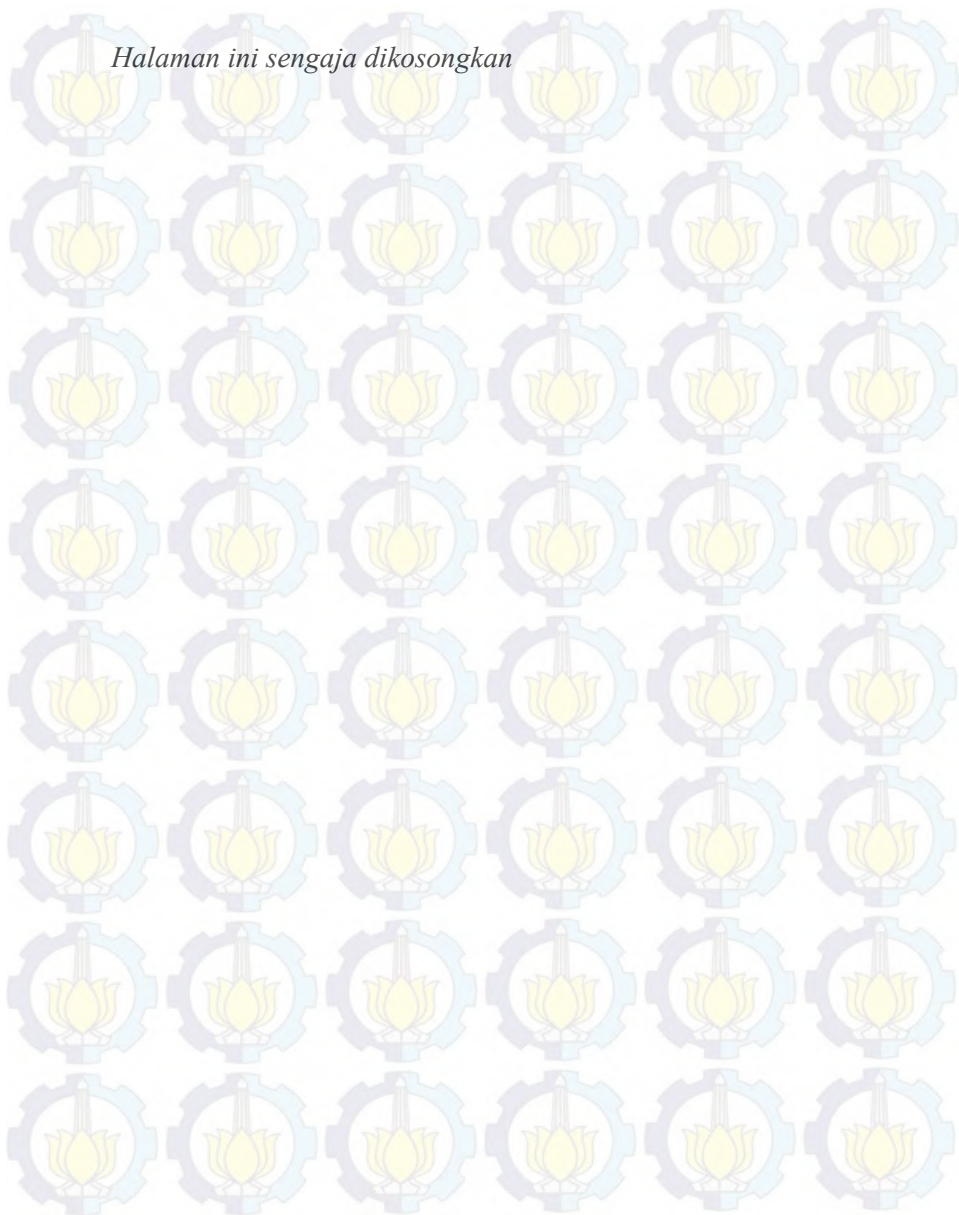
### **2.1.10. PT. Abbott Indonesia, Tbk**

Didirikan pertama kali pada tahun 1888 oleh seorang dokter berkebangsaan Amerika Serikat, Dr. Calvin Wallace, sebagai pabrik farmasi yang kemudian dikenal sebagai Abbott Laboratories berkedudukan di North Chicago. Produk Abbott Laboratories dibagi menjadi lima, yaitu:

- a. Hospital Product Division (HPD)
- b. Abbott Diagnostics Product Division (ADPD)
- c. Pharmaceutical Product Division (PPD)
- d. Cosmetic Product Division (CPD)
- e. Nutrition Product Division (NPD)

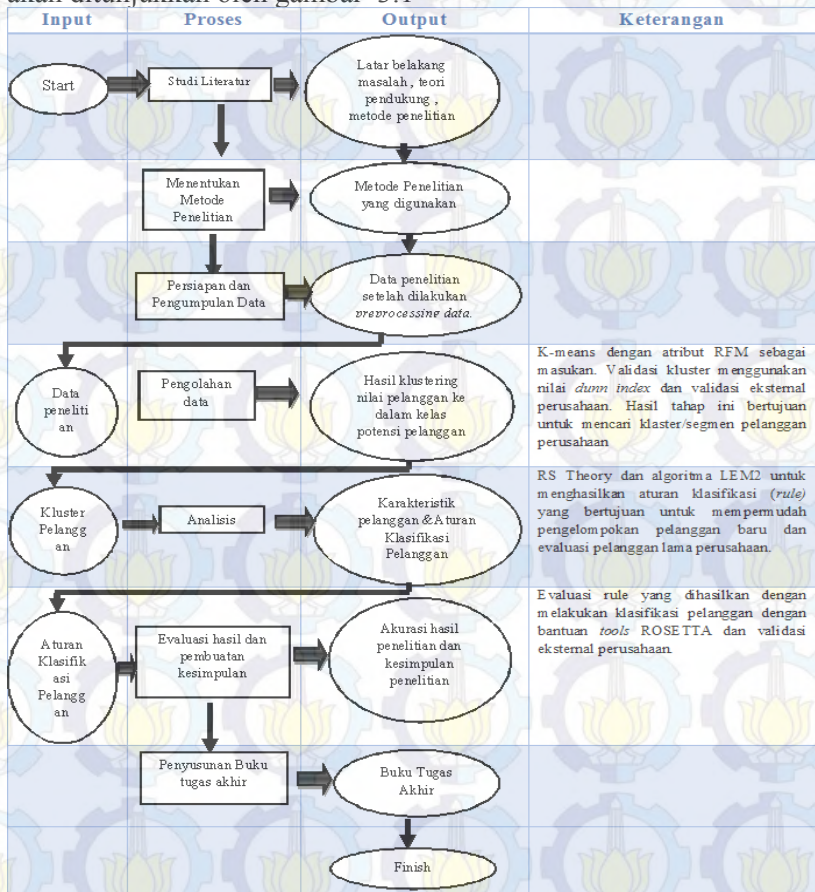
Saat ini Abbott Laboratories telah memiliki cabang di berbagai Negara yang terbagi ke dalam tiga wilayah Amerika Latin, Eropa dan Asia Pasifik – Afrika. Telah mendapat izin operasional pada tanggal 7 Maret 1970 maka PT. Abbott Indonesia saat ini menginjak usia yang ke 44. Berdasarkan keputusan Menteri RI nomor 5149/A/SK/PAB73, PT Abbott Indonesia dapat memproduksi dan menjual sendiri produk-produk yang mencakup antibiotik, vitamin, dan shampoo. PT Abbott Indonesia memiliki visi menjadi perusahaan utama dalam bidang kesehatan.

*Halaman ini sengaja dikosongkan*



### BAB III METODOLOGI PENELITIAN

Pada bagian ini akan dijelaskan mengenai proses pengerjaan tugas akhir. Penjelasan akan diberikan dalam bentuk flowchart yang meliputi studi literatur, penentuan metode penelitian, persiapan dan pengumpulan data, pengolahan data, analisis hasil, evaluasi hasil dan pembuatan kesimpulan. Flowchart dari alur pengerjaan akan ditunjukkan oleh gambar 3.1

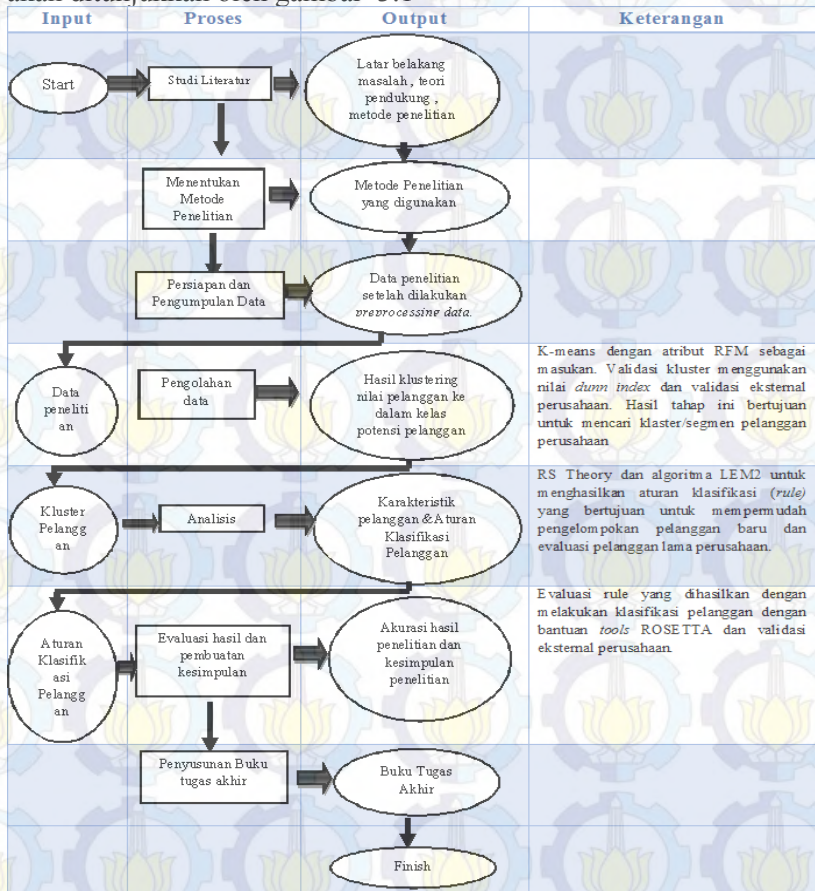


Gambar 3.1 alur pengerjaan tugas akhir



### BAB III METODOLOGI PENELITIAN

Pada bagian ini akan dijelaskan mengenai proses pengerjaan tugas akhir. Penjelasan akan diberikan dalam bentuk flowchart yang meliputi studi literatur, penentuan metode penelitian, persiapan dan pengumpulan data, pengolahan data, analisis hasil, evaluasi hasil dan pembuatan kesimpulan. Flowchart dari alur pengerjaan akan ditunjukkan oleh gambar 3.1



Gambar 3.1 alur pengerjaan tugas akhir

### 3.1. Studi Literatur

Tahapan pertama yang dilakukan dalam pengerjaan tugas akhir ini adalah studi literatur yaitu mengumpulkan referensi untuk mencari permasalahan, mendalami teori yang digunakan dalam tugas akhir, menentukan metode penelitian tugas akhir, dan mempelajari penelitian terdahulu untuk menemukan *knowledge gap*. Sumber studi literature yang digunakan dalam tugas akhir ini adalah:

- Wawancara. Wawancara dilakukan untuk mencari tahu secara langsung permasalahan yang ada dalam perusahaan, proses bisnis perusahaan, dan pengumpulan data. Wawancara dilakukan dengan salah satu tim *medical representative* yang ada pada PT.Abbott Indonesia, Tbk cabang malang.
- Artikel. Artikel ini digunakan untuk menemukan fakta-fakta yang ada saat ini untuk mendukung latar belakang permasalahan. Artikel yang digunakan dalam tugas akhir ini adalah artikel berita, artikel di komunitas farmasi nasional dan juga dari tulisan para ahli di bidang farmasi.
- E-book. E-book digunakan untuk memperdalam teori penulis dalam mengerjakan tugas akhir. Sehingga yang ditulis dan dilakukan dalam penelitian memiliki acuan yang jelas dan tidak sembarangan. E-book yang digunakan meliputi teori Pengelolaan Hubungan Pelanggan, teori *clustering* dengan K-means dan teknik data mining.
- Jurnal Ilmiah. Jurnal ilmiah digunakan untuk mempelajari penelitian mengenai RFM dan RS Theory yang ada terdahulu sehingga bisa menjadi acuan pemilihan metode penelitian dan juga

penggunaan / implementasi metode yang dipilih dalam kasus lain sebagai perbandingan. Untuk hasil dari studi literatur jurnal ilmiah telah disajikan pada tabel 1.1. dan 3.1.

### 3.2. Penentuan Metode Pengerjaan Tugas Akhir

Seperti yang sudah dijelaskan dalam latar belakang permasalahan metode yang digunakan untuk melakukan penelitian tugas akhir ini adalah RFM dan Teori *Rough Set*. Penentuan metode penelitian tersebut didapatkan dari hasil studi literatur dan menghasilkan beberapa kelebihan dan keuntungan dari metode tersebut antara lain seperti tersaji pada tabel 3.1.

**Tabel 3.1 Perbandingan Kelebihan dan Kekurangan Metode yang digunakan untuk tugas akhir**

Kelebihan Metode	Kekurangan
Telah digunakan untuk segmentasi sejak puluhan tahun yang lalu	Tidak akan bernilai apabila kebanyakan pelanggan tidak sering melakukan transaksi dan bertransaksi dengan nilai yang kecil
<i>Cost-effective</i> dan <i>time-efficient</i> Mudah untuk mengkuantifikasi kelakuan pelanggan	Berfokus pada pelanggan perusahaan yang ada saat ini dan tidak bisa digunakan untuk memprospek pelanggan baru.
Bisa meningkatkan keuntungan perusahaan dalam jangka pendek Memiliki tingkat akurasi yang tinggi dibandingkan dengan metode lain seperti <i>decision tree</i> , <i>Neural Network</i> dan <i>Naïve Bayes</i>	Bisa dilakukan untuk memprediksi model kuantitatif namun tidak selalu tepat dan setiap ukuran model RFM berbeda tergantung pada industri yang menggunakan
Menghasilkan aturan klasifikasi untuk memperoleh pengelolaan hubungan pelanggan yang baik bagi perusahaan	Jumlah variabel yang digunakan terbatas
Secara efektif meningkatkan kekurangan <i>data mining tools</i> .	



### 3.3. Persiapan dan Pengumpulan Data

Setelah menentukan metode penelitian pada tahap sebelumnya maka pada tahap ini yang perlu dilakukan adalah mempersiapkan dan pengumpulan data. Data sales selama 6 bulan terakhir (Juli-Desember) 2014 didapatkan dalam bentuk *hardcopy* yang kemudian ditransformasi kedalam bentuk *softcopy* secara manual. Data yang sudah dirubah ke dalam bentuk *softcopy* kemudian dibersihkan dengan cara menghapus catatan yang memiliki nilai kosong atau tidak akurat dan menghilangkan atribut yang redundan. Setelah itu didapatkan data yang menjadi input penelitian yang terdiri dari atribut Customer\_Code, Customer\_name, Recency, Frequency, Monetary. Hasil dari tahap ini adalah data yang siap diolah untuk *clustering* pelanggan

### 3.4. Pengolahan Data

Dengan data dari tahap sebelumnya maka tahap selanjutnya adalah mulai mengolah data. Dengan masukan dari atribut RFM pengolahan data dilakukan dengan algoritma K-Means untuk menemukan klaster dari pelanggan. Output dari tahap ini adalah klaster pelanggan yang akan dianalisa dalam tahap selanjutnya. Tahapan ini dilakukan dengan alat bantu untuk mempercepat proses pengolahan data. Tahap ini dibagi menjadi dua langkah pengolahan.

#### 3.4.1. Mendefinisikan skala atribut RFM

Agar bisa dilakukan analisa maka kita harus mendefinisikan kriteria atribut RFM terlebih dahulu dengan tahapan sebagai berikut:

1. Tentukan bahwa bobot dari ketiga atribut adalah sama.
2. Tentukan kriteria atribut RFM dengan 5,4,3,2,1 yang merepresentasikan kontribusi pelanggan terhadap keuntungan perusahaan. Nilai 5

menunjukkan sangat berkontribusi dan 1 menunjukkan sedikit kontribusi.

3. Urutkan data pada ketiga atribut mulai dari yang paling besar hingga yang terkecil.
4. Beri nilai kuantitatif bagi atribut RFM

**Tabel 3.2 Skala atribut RFM**

	R-Recency	F-Frequency	M-Monetary
5	Sangat Jauh (rentang)	Sangat Tinggi	Sangat Banyak
4	Jauh	Tinggi	Banyak
3	Biasa	Biasa	Normal
2	Pendek	Rendah	Sedikit
1	Sangat Pendek	Sangat Rendah	Sangat Sedikit

5. Masukkan nilai kuantitatif atribut RFM berdasarkan hasil dari proses 4 sebagai atribut masukan untuk setiap pelanggan.

### **3.4.2. Clustering Pelanggan menggunakan Algoritma K-Means**

Tahapan ini dilakukan dengan alat bantu SPSS. Proses *clustering* dilakukan untuk menemukan kluster / segmen pelanggan yang dimiliki oleh perusahaan. Masing-masing kluster yang telah terbentuk dari proses *K-means* kemudian dicari karakteristiknya. Selanjutnya akan diberikan *label*/nama yang sesuai dengan karakteristik dari masing-masing kluster untuk mempermudah perusahaan dalam mengingat karakteristik pelanggan mereka.

### 3.5. Analisis Hasil

Pada tahap ini yang dilakukan adalah menghasilkan aturan dari hasil proses *clustering* dengan menggunakan algoritma LEM2. Aturan yang dihasilkan ini akan digunakan untuk mengelompokkan pelanggan baru perusahaan maupun untuk melakukan evaluasi terhadap pelanggan lama perusahaan.

### 3.6. Evaluasi Hasil dan Pembuatan Kesimpulan

Evaluasi hasil dilakukan dengan menghitung akurasi dari klaster yang sudah terbentuk dan aturan yang telah dibuat. Akurasi yang didapatkan akan digunakan menjadi bahan untuk menarik kesimpulan dari penelitian ini sehingga bisa memberikan solusi kepada perusahaan.

### 3.7. Penyusunan Buku Tugas Akhir

Tahap terakhir dari penelitian ini adalah menyusun buku tugas akhir yang akan digunakan sebagai bahan evaluasi penelitian. Penyusunan buku tugas akhir ini disesuaikan dengan standar / template yang berlaku di Institusi.



## BAB IV PERANCANGAN

Pada bab ini akan dijelaskan bagaimana rancangan dari penelitian tugas akhir yang meliputi subyek dan obyek dari penelitian, pemilihan subyek dan obyek penelitian dan bagaimana penelitian akan dilakukan.

### 4.1. Pengumpulan Data

Pengumpulan data merupakan hal yang mutlak harus dilakukan untuk penelitian ini karena seluruh proses segmentasi berdasarkan pada data ini. Proses pengumpulan data dilakukan dengan melakukan wawancara langsung terhadap beberapa orang dari tim *medical representative* PT. Abbott Indonesia, Tbk cabang malang dan dihasilkan data transaksi pelanggan dalam bentuk *hardcopy*. Selain untuk pengumpulan data wawancara dilakukan untuk memahami proses bisnis dari perusahaan, kendala yang selama ini dihadapi perusahaan dan juga metode yang dilakukan tim *medical representative* dalam melakukan pemasaran produk mereka.

Data mentah yang didapatkan dari hasil wawancara kemudian dimasukkan ke dalam Ms.Excel secara manual dengan atribut sebagai berikut yang terlihat pada tabel 4.1

**Tabel 4.1 atribut dan tipe data mentah**

Atribut	Tipe data Excel	Keterangan
Principal_year	Number	Tahun transaksi
Period_No	Number	Periode transaksi/bulan transaksi
Transaction_Date	Date	Tanggal dimana suatu transaksi berlangsung
ZP Item_Code	Text	Kode produk yang dipasarkan

Atribut	Tipe data pada Excel	Keterangan
Item_Name	Text	Nama produk
Branch	Text	Cabang perusahaan
Customer_Type	Text	Tipe pelanggan. Contoh: Rumah Sakit, APotik, Klinik atau Pedagang Besar
Customer_Type_Code	Text	Kode tipe pelanggan. Contoh: RS,AP,KL dan PB
Customer_Code	Text	Kode pelanggan
Customer_Name	Text	Nama Pelanggan
List_Price	Number	Harga satuan produk
Sales Unit	Number	Jumlah produk yang dibeli
Sales_Value	Number	Total harga yang dibayar oleh pelanggan

Berdasarkan atribut di atas maka didapatkan keseluruhan data transaksi yang berjumlah 1446 transaksi dalam 6 bulan terakhir pada tahun 2014. Terdapat beberapa transaksi yang disimpan pada Ms.Excel seperti yang terlihat pada tabel 4.2

Tabel 4.2 potongan data mentah pada Ms.Excel

Principal_Year	Period_No	Transaction Date	ZIP Item Code	Item Name	Branch	Customer Type	Customer_Type Code	Customer_Cod e	Customer_Nam e	List_Pric e	Sae s_Uni t	Sales_Va lue
2014	08	16/08/2014	AIHTR4A	HYTRIN 1 MG BOX 140'S-ASKES	PT. APL Malang	Apotik Traditional	AP	251291	# ABIEL PANGGUNG, AP	375455	1	375455
2014	07	24/07/2014	AIHTR8A	HYTRIN 2 MG BOX 28'S-ASKES	PT. APL Malang	Rumah Sakit Umum	RS	241769	# AISYIYAH RS	132364	2	264728
2014	08	22/08/2014	AIDKT1	Depakote 250 Mg/100'S	PT. APL Malang	Rumah Sakit Umum	RS	241769	# AISYIYAH RS	872000	3	2616000
2014	08	27/08/2014	AIDKTR5	DEPAKOTE ER 500 mg	PT. APL Malang	Rumah Sakit Umum	RS	241769	# AISYIYAH RS	1234300	2	2468600
2014	08	27/08/2014	AIHTR4	Hytrin 1 Mg 140'S	PT. APL Malang	Rumah Sakit Umum	RS	241769	# AISYIYAH RS	981000	2	1962000
2014	09	27/09/2014	AIDKT1	Depakote 250 Mg/100'S	PT. APL Malang	Rumah Sakit Umum	RS	241769	# AISYIYAH RS	872000	3	2616000
2014	09	27/09/2014	AIDKTR5	DEPAKOTE ER 500 mg	PT. APL Malang	Rumah Sakit Umum	RS	241769	# AISYIYAH RS	1234300	2	2468600
2014	10	06/10/2014	AIDKT1	Depakote 250 Mg/100'S	PT. APL Malang	Rumah Sakit Umum	RS	241769	# AISYIYAH RS	872000	3	2616000
2014	10	06/10/2014	AIDKTR2	DEPAKOTE ER 250 mg	PT. APL Malang	Rumah Sakit Umum	RS	241769	# AISYIYAH RS	628700	1	628700
2014	10	23/10/2014	AIHTR4	Hytrin 1 Mg 140'S	PT. APL Malang	Rumah Sakit Umum	RS	241769	# AISYIYAH RS	981000	1	981000



## 4.2. Preprocessing Data

Setelah mendapatkan data yang telah terkumpul pada tahap pengumpulan data maka yang selanjutnya dilakukan adalah melakukan penyeleksian atribut yang akan digunakan dalam proses *clustering*. Dari total 11 atribut yang terdapat dalam data mentah akan kita pilih beberapa atribut secara manual pada tabel *sales* tersebut. Atribut yang akan digunakan untuk proses selanjutnya adalah *Customer\_Code*, *Customer\_Name*, *Transaction\_date* dan *Sales\_value*. Contoh data dari hasil penyeleksian atribut bisa dilihat pada tabel 4.3

**Tabel 4.3 data setelah dilakukan penyeleksian atribut**

<b>Transaction Date</b>	<b>Customer Code</b>	<b>Customer Name</b>	<b>Sales_Value</b>
16/08/2014	251291	# ABIEL PANGGUNG, AP	375455
24/07/2014	241769	# AISYIYAH RS	264728
22/08/2014	241769	# AISYIYAH RS	2616000
27/08/2014	241769	# AISYIYAH RS	2468600
27/08/2014	241769	# AISYIYAH RS	1962000
27/09/2014	219434	# INSTALASI FARMASI RSJ LAWANG	65400000
27/09/2014	219453	# IRMA MULIA AP. (MARYONO)	746000
06/10/2014	219450	# ISMANGIL II AP.. DR.	1492000
06/10/2014	219434	# INSTALASI FARMASI RSJ LAWANG	65400000

Setelah melakukan penyeleksian terhadap atribut yang akan digunakan untuk proses *clustering* maka selanjutnya akan dilakukan *cleansing* atau pembersihan data yaitu tahap untuk menghilangkan data tidak lengkap atau mengandung nilai *null*. Misalkan saja baris yang tidak memiliki nilai pada atribut *Sales\_value*. Data tersebut tidak langsung dihapus namun penulis akan melakukan pengecekan ulang berdasarkan file *hardcopy*

yang didapatkan saat melakukan pengumpulan data. Jika pada pengecekan ulang nilai yang hilang dalam tabel terdapat pada file *hardcopy* maka data akan diisi berdasarkan yang tertera pada file tersebut. Jika data yang hilang tidak ada pada file *hardcopy* maka yang harus dilakukan adalah menanyakan kembali bukti transaksi kepada pihak perusahaan. ini dilakukan secara berulang hingga tidak ada lagi baris yang memiliki nilai yang tidak lengkap. Untuk contoh data yang tidak lengkap atau mengandung nilai *null* dapat dilihat pada tabel 4.4

**Tabel 4.4 contoh data yang mengandung nilai null**

Transaction_Date	Customer_Code	Customer Name	Sales_Value
26/08/2014	259198	# RSUD LAWANG	2238000
10/07/2014	219458	# RSUD PARE (REVOLVING)	8952000
10/07/2014	219431	# SEHAT AP	
21/07/2014	219443	# SERUNI BLITAR, PT	1744000
26/08/2014	219447	# SIDO WARAS AP	2984000
15/09/2014	258821	# SOEPRAOEN DR RS	34880000
15/09/2014		# TOELOENGREDJO RS	447600
29/09/2014	219450	# ISMANGIL II AP., DR.	1492000

### 4.3. Mencari Nilai Atribut RFM

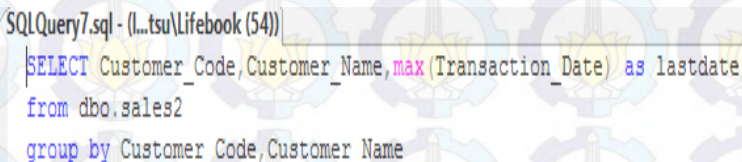
Setelah didapatkan data yang lengkap dengan atribut yang sudah sesuai maka akan dilakukan tahap pencarian nilai R, F, dan M dengan menggunakan bantuan dari SQL Server. Dengan menggunakan *query* yang sesuai untuk masing-masing atribut maka akan dihasilkan nilai RFM secara cepat. Penjelasan mengenai bagaimana mendapatkan nilai masing-masing atribut akan dijelaskan pada sub bab 4.3.1. hingga 4.3.4.

#### 4.3.1. Mencari Nilai *Recency* (R)

Yang dimaksud nilai *recency* adalah rentang dari tanggal terakhir pelanggan melakukan transaksi dengan tanggal untuk saat ini / tanggal yang ditentukan sebagai acuan penelitian oleh penulis. Perlu dilakukan dua tahap pencarian untuk menemukan nilai *recency* ini. Yang pertama adalah mencari tanggal terakhir transaksi setiap pelanggan kemudian dilanjutkan dengan mencari rentang jarak di antara tanggal terakhir transaksi pelanggan dengan tanggal saat ini. Pada tugas akhir ini data penjualan yang digunakan adalah mulai bulan Juli-Desember 2014 dan tanggal terakhir yang diambil adalah 1 Januari 2015 (tanggal tersebut dimaksudkan agar transaksi yang terjadi pada tanggal 31 Desember 2014 memiliki rentang 1 hari dengan tanggal terakhir). Dengan kata lain rumus umum dari nilai *Recency* adalah :

$$R = \text{Tanggal terakhir}(01/01/2015) - \text{tanggal terakhir pelanggan melakukan transaksi (antara Juni-Desember 2014)} \quad (4)$$

Untuk melakukan tahap pertama yaitu mencari tanggal terakhir transaksi dapat dilakukan dengan menggunakan *query* fungsi „MAX“ seperti yang terlihat pada gambar 4.1 berikut ini:



```
SQLQuery7.sql - (L...tsu\Lifebook (54))
SELECT Customer_Code, Customer_Name, max(Transaction_Date) as lastdate
from dbo.sales2
group by Customer_Code, Customer_Name
```

**Gambar 4.1 mencari tanggal terakhir transaksi**

Selanjutnya kita simpan terlebih dahulu hasil *query* tersebut ke dalam tabel baru yang bisa diberi nama “date”. Untuk mencari nilai *recency* kita akan menggunakan fungsi „DATEDIFF“ dengan mengambil data dari tabel “date” seperti yang ditunjukkan pada gambar 4.2.



```

select Customer_Code, Customer_Name, lastdate, DATEDIFF(day, (lastdate), '2015-01-01') AS 'Recency'
from
(
  SELECT Customer_Code, Customer_Name, lastdate,
  ROW_NUMBER() OVER
  (
    PARTITION BY Customer_Code
    ORDER BY Customer_Code
  ) AS RowNumber
  FROM dbo.date
) as a
order by Customer_Name

```

Gambar 4.2 query untuk mencari nilai *recency*

#### 4.3.2. Mencari Nilai *Frequency (F)*

Nilai *frequency* menunjukkan jumlah transaksi yang dilakukan oleh satu pelanggan dalam 6 bulan terakhir tahun 2014. Untuk mendapatkan nilai F kita bisa menggunakan *query* fungsi „COUNT“ dan juga „DISTINCT“ pada tanggal transaksi seperti pada gambar 4.3.

```

SELECT Customer_Code, Customer_name, COUNT(DISTINCT Transaction_Date)) AS frequency
FROM dbo.sales2
GROUP BY Customer_Code, Customer_Name
ORDER BY Customer_Name

```

Gambar 4.3 query untuk mencari nilai *frequency*3

#### 4.3.3. Mencari Nilai *Monetary (M)*

Nilai *Monetary* menunjukkan total jumlah uang yang dihabiskan satu pelanggan dalam setiap transaksi yang mereka lakukan. Nilai *monetary* dihitung dengan menjumlahkan seluruh nilai penjualan dalam transaksi yang mereka lakukan sehingga digunakan *query* fungsi „SUM“ dalam mencari nilainya. Untuk lebih jelas bisa kita lihat *query* untuk nilai *monetary* pada gambar 4.4.

```

SELECT Customer_Code, Customer_name, SUM(Sales_Value) AS monetary
FROM dbo.sales2
GROUP BY Customer_Code, Customer_Name
ORDER BY Customer_Name

```

**Gambar 4.4 query untuk mencari nilai *monetary***

Pencarian nilai RFM pada bulan Juli – Desember tahun 2014 menghasilkan data RFM dari 170 pelanggan pada lampiran A. selanjutnya data tersebut akan dilakukan *scoring* terlebih dahulu sebelum diolah dalam proses *clustering*.

#### **4.4. RFM Scoring**

Setelah didapatkan nilai dari masing-masing atribut *Recency*, *Frequency* dan *Monetary* selanjutnya yang perlu dilakukan adalah memberikan *score* kuantitatif untuk masing-masing nilai tersebut agar bisa dilakukan pemrosesan di tahap selanjutnya. Pemberian nilai kuantitatif ini digunakan dengan menggunakan rentang skala 1-5 yang memiliki rincian seperti yang ditentukan pada tabel 3.2. Untuk cara pemberian nilai ini masing-masing atribut memiliki cara yang berbeda. Pada sub bab 4.4.1 hingga 4.4.3 akan dijelaskan secara lengkap bagaimana proses merubah nilai dari atribut RFM yang sudah kita temukan sebelumnya menjadi nilai kuantitatif dengan rentang nilai 1-5.

Setelah mendapatkan nilai kuantitatif akan didapatkan total nilai RFM baru dengan menjumlahkan ketiga nilai individu atribut RFM menjadi 1 nilai dengan bobot yang berbeda. Perhitungan lebih jelasnya adalah sebagai berikut:

$$RFM\ total = 0.7*R + 0.5*F + 1*M \quad (5)$$

Pemberian bobot dilakukan dengan wawancara sebelumnya dengan pihak perusahaan dan hasilnya didapatkan hal yang paling penting bagi perusahaan adalah besar transaksi yaitu *Monetary* sehingga diberi bobot 1. Selanjutnya yang menjadi pertimbangan

dalam mengelola hubungan dengan pelanggan adalah rentang waktu antara transaksi terakhir pelanggan dengan waktu saat ini yang berarti *recency* karena mempermudah melacak pelanggan yang masih aktif dan tidak sehingga bobotnya adalah 0.7 dan yang terakhir yaitu *Frequency* transaksi dari pelanggan yang bobotnya adalah 0.5.

Pada lampiran B merupakan hasil akhir dari tahap *RFM Scoring* yang selanjutnya akan diproses ke tahap selanjutnya.

#### 4.4.1. Recency

Cara pemberian nilai *Recency* sedikit berbeda dengan kedua atribut lain karena tidak ada acuan yang jelas dalam memberikan nilai. Maka dari itu yang bisa dilakukan adalah dengan melakukan wawancara kepada pihak perusahaan dan meminta bantuan untuk menilai. Dari hasil wawancara yang didapatkan dengan total data selama 6 bulan terhitung sejak 01/07/2014 – 31/12/2014 maka pemberian nilai untuk atribut *Recency* adalah sebagai berikut seperti pada tabel 4.5.

**Tabel 4.5 Skala Atribut *Recency***

Nilai	Keterangan	Skala
1	Sangat Pendek	< 10 hari
2	Pendek	11-55 hari
3	Biasa	56-100 hari
4	Jauh	101-135 hari
5	Sangat Jauh	> 135 hari

#### 4.4.2. Frequency

Untuk atribut *Frequency* acuan yang digunakan untuk memberikan nilai adalah milik John R. Miglautsch [27]. Cara yang digunakan sedikit lebih rumit daripada sebelumnya karena untuk memberikan nilai pada atribut ini ada beberapa rumus yang digunakan. Untuk bisa memahami cara ini lebih lanjut maka akan



kita gunakan data *dummy* seperti pada tabel 4.6 sebagai contohnya.

**Tabel 4.6 tabel dummy atribut *frequency***

Pelanggan	Frequency
A	1
B	1
C	2
D	3
E	5
F	7
G	11
H	15
I	16
J	20

Cara menghitungnya adalah sebagai berikut:

- Nilai 1 diberikan kepada pelanggan dengan *frequency*  $\leq 1$  sehingga akan diberikan kepada pelanggan A dan B.
- Selanjutnya untuk mencari siapa yang akan diberikan nilai 2 adalah dengan mencari rata-rata nilai pelanggan C-J ( $2+3+5+7+11+15+16+20/8$ ) yaitu 9.8. kita bulatkan menjadi 9 maka akan didapat pelanggan yang bernilai 2 adalah C,D,E dan F.
- Untuk mencari siapa yang akan diberikan nilai 3 hampir sama dengan sebelumnya yaitu mencari rata-rata nilai pelanggan G-J ( $11+15+16+20/4$ ) yaitu 15.5 kita bulatkan kebawah menjadi 15 maka didapat pelanggan G dan H yang bernilai 3.
- Untuk nilai 4 didapatkan dengan mencari rata-rata pelanggan I dan J ( $16+20/2$ ) yaitu 18 sehingga pelanggan I bernilai 4.
- Dan terakhir karena batas akhir adaah 18 maka nilai di atas 18 bisa kita beri nilai 5 yaitu pelanggan J.

Jika cara tersebut diterapkan ke dalam data penelitian maka hasil dari pemberian nilai untuk atribut *frequency* bisa kita lihat pada tabel 4.7.

**Tabel 4.7 Skala Atribut *Frequency***

Nilai	Keterangan	Skala
1	Sangat Rendah	$\leq 1$
2	Rendah	2-8
3	Biasa	9-20
4	Tinggi	21-31
5	Sangat Tinggi	$> 31$

#### 4.4.3. Monetary

Yang terakhir merupakan atribut *Monetary* yang cara pemberian nilai hampir serupa dengan *Recency* karena besaran nilai uang untuk suatu perusahaan relatif tergantung pada ukuran perusahaan tersebut. Selain cara wawancara cara Miglautsch[27] sebenarnya bisa diterapkan yaitu dengan membagi selisih nilai terbesar dan terkecil dari nilai monetary dengan 5 (nilai max-nilai min /5) sebagai rentang skala yang diinginkan, namun karena selisih di antara kedua nilai tersebut terpaut jauh maka hasilnya tidak beragam dan menjadi tidak efektif. Karena alasan tersebut maka dipilih cara wawancara yang lebih aman dan lebih beragam. Dari hasil wawancara yang didapatkan dengan nilai *monetary* terbesar yaitu Rp 1.635.986.004,- dan nilai terkecil Rp 123.000,- maka pemberian nilai untuk atribut *Recency* adalah sebagai berikut seperti pada tabel 4.8.

Tabel 4.8 Skala Atribut *Monetary*

Nilai	Keterangan	Skala
1	Sangat Sedikit	< 800000
2	Sedikit	800000 - 2150000
3	Normal	2150000-7370000
4	Banyak	7370000-20500000
5	Sangat Banyak	>20500000



## BAB V IMPLEMENTASI

Pada bab ini berisi tentang proses pengolahan data yang didapatkan dari tahap rancangan sebelumnya dan proses implementasi *data mining* dengan menggunakan metode *clustering*.

### 5.1. Menentukan Jumlah Cluster menggunakan Metode Ward

Seperti yang sudah dijelaskan pada bagian dasar teori metode ward merupakan suatu metode untuk menemukan jumlah *cluster* optimal yang akan digunakan ke dalam proses *clustering* dengan algoritma k-means. Proses ini dilakukan dengan menggunakan alat bantu SPSS.

Hasil yang didapatkan dari analisa menggunakan SPSS yaitu tabel *Agglomeration Schedule* menunjukkan penggabungan antara dua klaster dan koefisien diantara kedua klaster tersebut. Setelah dilakukan penggabungan sebanyak 170 kali didapatkan hasil sebagai berikut yang ada pada tabel 5.1.

**Tabel 5.1** Bagian tabel *agglomeration schedule* dengan SPSS

Stage	Cluster	Coeff	Coeff Diff
159	10	76.371	7.547
160	9	84.574	8.203
161	8	94.877	10.303
162	7	105.330	10.453
163	6	117.768	12.438
164	5	132.935	15.167
165	4	151.641	18.706
166	3	188.796	37.155
167	2	249.512	60.716
168	1	404.563	155.051
169	0	705.935	301.372

Dapat dilihat pada tabel tersebut bahwa jumlah klaster yang optimal didapatkan dengan melihat loncatan koefisien terbesar pertama. Pada tabel 5.1 terlihat bahwa besar loncatan koefisien antara *stage* 165 dengan 166 sebesar 37.155 dan merupakan loncatan terbesar pertama diantara *stage* lainnya. Maka bisa ditarik kesimpulan bahwa jumlah klaster 4 (*k*) merupakan jumlah klaster yang optimal untuk digunakan ke tahap selanjutnya yaitu *clustering* dengan algoritma *k-means*.

## 5.2. *Clustering menggunakan Algoritma K-Means*

Setelah didapatkan jumlah cluster dengan metode *ward* yang telah dilakukan sebelumnya maka kita akan melakukan proses *clustering* dengan algoritma *k-means* dengan nilai  $k = 4$  (jumlah klaster optimal yang ditentukan). Untuk proses *clustering* ini dilakukan dengan menggunakan alat bantu SPSS. Dengan menggunakan SPSS maka kita bisa mengetahui anggota dari tiap klaster dan juga jarak dari satu anggota ke *centroid*.

Hasil dari proses ini bisa dilihat sebagian pada tabel 5.2 yang terdiri dari anggota klaster dan juga jaraknya. Untuk hasil secara lengkap yaitu 170 pelanggan akan ditunjukkan pada lampiran C.

**Tabel 5.2 Bagian Tabel hasil clustering dengan SPSS**

Case Number	Customer_Name	Cluster	Distance
1	ADI BUANA CITRA DHARMALA, PT.	2	.48
2	AHMAD DAHLAN MUHAMMADIYAH KEDIRI, R	4	1.00
3	AISYIYAH RS	3	.97
4	AMANDA, RSIA	4	.38
5	AMELIA /RS.	1	1.45
6	AMELIA FARMA AP.	4	1.69
7	AMINAH, RS	4	.63
8	ANDHIKA AS SYIFAK, PT	1	1.31
9	ANUGERAH AP	4	1.12
10	APOTEK JOYOBOYO/CV.APOTEK	4	.38

Case Number	Customer_Name	Cluster	Distance
	JOYOBOYO		
11	AREMA FARMA, AP	1	.87
12	AURA SYIFA, RS	1	1.31
13	BALA KESELAMATAN RS	2	.48
14	BATU SEHAT,AP	1	1.03
15	BELLA ELHA, AP	4	1.10
16	BENGAWAN SOLO AP	4	1.12
17	BENTOEL PRIMA PT	2	.48
18	BETANIA, AP	1	.87
19	BETHEK FARMA, AP	2	.48
20	BHAYANGKARA NGANJUK, RS	1	1.84
21	BHAYANGKARA RS	4	.38
22	BTA, AP	1	.62
23	BULULAWANG, AP	4	1.38
24	BUNGA MELATI, AP	4	1.12
25	CAKRA FARMA, AP	1	.62
26	CATUR FARMA, AP	4	1.12
27	CHANDRA KURNIAWAN / AP. KEMUNING	4	1.38
28	DEWA, AP	2	.59
29	DHARMADA AP.	4	.38
30	DIAN (KPJ) AP	4	1.10

Selain didapatkan hasil seperti pada tabel 5.2 dengan SPSS maka juga bisa kita dapatkan hasil *initial cluster center*, *iteration history*, *final cluster center*, *distance between final cluster center & number of cases in each cluster*. *Initial cluster center* merupakan letak pusat *cluster* (*centroid*) pada tahap awal *clustering*. Untuk hasil *initial cluster center* bisa dilihat pada tabel 5.3



**Tabel 5.3 tabel *initial cluster center***

	Cluster			
	1	2	3	4
Frequency	1	2	5	2
Monetary	1	5	5	2
Recency	5	4	1	1

Dalam proses clustering titik awal tersebut akan terus berganti hingga mencapai titik yang paling optimal yang dinamakan *final cluster center* yang bisa kita lihat pada tabel 5.4. Nilai yang tampak pada hasil *final cluster center* merupakan titik pusat yang berarti sifat paling menonjol dari setiap klaster yang terbentuk. Sifat dari klaster 1 adalah memiliki nilai *frequency* yang sangat rendah serta nilai *monetary&recency* yang juga rendah. Kemudian klaster 2 memiliki nilai *frequency* yang rendah namun nilai *monetary* dan *Recency*nya tinggi. Pada klaster 3 merupakan klaster dengan nilai ketiga variabel sangat tinggi maupun tinggi. Sementara klaster terakhir memiliki karakteristik nilai *recency* yang tinggi sementara nilai *frequency & monetary* rendah rendah.

**Tabel 5.4 tabel *final cluster center***

	Cluster			
	1	2	3	4
Frequency	1	2	4	2
Monetary	2	4	5	2
Recency	4	2	1	2

Selain kedua tabel tersebut masih ada hasil yang bisa kita lihat salah satunya yaitu *iteration history* yang menunjukkan proses iterasi yang berlangsung hingga tidak ada lagi kedudukan dari anggota klaster yang berubah terhadap titik pusat klaster (*centroid*). Pada tabel 5.5 terlihat bahwa proses iterasi terus berlanjut meskipun pada iterasi ke dua sudah tidak ada perubahan kedudukan titik pusat klaster ke-3. Proses iterasi akan terus berlanjut hingga keempat klaster tidak ada perubahan kedudukan

seperti yang terlihat pada tabel yaitu di iterasi ke tiga nilai yang muncul adalah 0.00.

**Tabel 5.5** *tabel iteration history*

Iteration	Change in Cluster Centers			
	1	2	3	4
1	1.001	1.757	1.140	.921
2	.039	.276	.000	.110
3	.000	.000	.000	.000

Sementara itu untuk melihat jarak antara titik pusat satu klaster dengan titik pusat klaster lainnya bisa dilihat pada tabel 5.6 yang menunjukkan jarak antar *final cluster center*. Jika dilihat pada besarnya jarak dalam tabel maka bisa kita simpulkan bahwa kedekatan antara klaster yang terbentuk adalah klaster 1-4-2-3. Informasi jarak ini akan digunakan untuk membantu dalam membuat keputusan tingkat *loyalty* pelanggan yang akan dilakukan bersama pihak perusahaan.

**Tabel 5.6** *tabel distance between final cluster centers*

Cluster	1	2	3	4
1		3.633	5.015	2.488
2	3.633		2.083	2.084
3	5.015	2.083		3.077
4	2.488	2.084	3.077	

Tabel terakhir yang bisa kita dapatkan dari hasil analisis menggunakan SPSS adalah tabel 5.7 yaitu tabel *number of cases in each cluster*. Tabel ini berisikan informasi mengenai jumlah kasus yang terdapat pada masing-masing klaster yang terbentuk. Dari tabel tersebut bisa kita lihat bahwa klaster 1 terdiri atas 45 pelanggan, klaster 2 terdiri atas 36 pelanggan, klaster 3 terdiri atas 22 pelanggan dan klaster 4 memiliki jumlah anggota klaster yang paling banyak yaitu 68 pelanggan dari total pelanggan sebanyak 170 pelanggan. Kesimpulan dari informasi yang didapat dari tabel ini adalah jika diurutkan dari yang memiliki anggota klaster paling banyak hingga paling sedikit adalah klaster 4-1-2-3.

Tabel 5.7 *label number of cases in each cluster*

Cluster	1	43
	2	36
	3	22
	4	69
Valid		170
Missing		0

### 5.3. *Generate Rule menggunakan Teori Rough Set dan Algoritma LEM2*

Tahap selanjutnya yang dilakukan dalam tugas akhir ini setelah proses *clustering* adalah menghasilkan aturan (*rule*) yang akan digunakan perusahaan untuk mempermudah penggolongan pelanggan mereka di masa yang akan datang. Seperti yang telah dijelaskan dalam dasar teori pada bab 2, proses ini dilakukan berdasarkan *Rough Set Theory* dan juga algoritma LEM2. Untuk alat bantu yang digunakan dalam proses ini adalah *software* ROSETTA version 1.4.41 yang merupakan *software* khusus *rough set theory* untuk keperluan analisa data. Ada beberapa tahap yang harus dilakukan yang akan dijelaskan dalam sub bab selanjutnya.

#### 5.3.1. *Pembuatan Tabel Keputusan (Decision Table)*

Seperti yang telah disebutkan dalam dasar teori dalam melakukan analisa menggunakan teori *rough set* maka yang kita perlukan adalah basisdata relasional yang memiliki beberapa atribut dan biasa disebut tabel keputusan. Tabel keputusan akan dibuat berdasarkan hasil proses *clustering*. Dalam penelitian ini yang akan digunakan sebagai atribut bagi tabel keputusan adalah **Customer\_Code**, **Customer\_Name**, **Recency**, **Frequency**, **Monetary** dan **Label**. Atribut *label* akan digunakan sebagai atribut keputusan sementara sisanya merupakan atribut kondisi yang sedang berlaku.



Untuk menentukan nilai dari atribut *label* maka kita akan menggunakan pemberian nama yang dihasilkan dari analisis karakter setiap segmen pelanggan seperti yang bisa dilihat pada tabel 6.8 yaitu tabel karakteristik pelanggan. Dengan menggunakan informasi tersebut maka nilai atribut *label* bisa dilihat pada tabel 5.8

**Tabel 5.8 Penentuan nilai atribut *label* pada tabel keputusan**

	R	F	M	Label
klaster 1	Jauh	Sangat Rendah	Sangat Sedikit	<i>Consumers</i>
klaster 4	Pendek	Rendah	Sedikit	<i>Ordinary</i>
klaster 2	Pendek	Rendah	Banyak	<i>Big Company</i>
klaster 3	Sangat Pendek	Tinggi	Sangat Banyak	<i>Top Class</i>

Setelah mendapatkan nilai atribut *label* maka untuk membuat tabel keputusan yang perlu dilakukan selanjutnya adalah merubah hasil proses *clustering* yang masih berbentuk nilai kuantitatif kembali menjadi nilai kualitatif dan memberikan nilai atribut *label* kepada seluruh obyek penelitian. Proses ini perlu dilakukan dengan teliti agar tidak terjadi kesalahan dalam proses pembentukan aturan nantinya. Potongan dari tabel keputusan yang telah didapatkan bisa kita lihat pada tabel 5.9.

**Tabel 5.9 Contoh Potongan Tabel Keputusan**

Customer_Cod e	Customer_name	Recency	Frequency	Monetary	Label
221595	ADI BUANA CITRA DHARMALA, PT.	Pendek	Rendah	Banyak	<i>Big Company</i>
124257	AHMAD DAHLAN MUHAMMADIYAH KEDIRI, R	Sangat Pendek	Rendah	Sedikit	<i>Ordinary</i>
124855	AISYIYAH RS	Pendek	Tinggi	Banyak	<i>Top Class</i>
259480	AMANDA, RSIA	Pendek	Rendah	Sedikit	<i>Ordinary</i>

Customer_Cod e	Customer_name	Recency	Frequency	Monetary	Label
125474	AMELIA /RS.	Biasa	Rendah	Sangat Sedikit	Consumers
125446	AMELIA FARMA AP.	Pendek	Sangat Rendah	Sangat Sedikit	Ordinary
216239	AMINAH, RS	Pendek	Rendah	Normal	Ordinary
256718	ANDHIKA AS SYIFAK, PT	Biasa	Sangat Rendah	Sangat Sedikit	Consumers
124577	ANUGERAH AP	Sangat Pendek	Rendah	Normal	Ordinary
124190	APOTEK JOYOBOYO/CV.A POTEK JOYOBOYO	Pendek	Rendah	Sedikit	Ordinary

### 5.3.2. Proses Menghasilkan *Rule*

Setelah didapatkan tabel keputusan yang harus dilakukan selanjutnya adalah mulai untuk mencari *rule* yang bisa digunakan pada data penelitian ini. Proses ini yang akan dilakukan dengan bantuan tools ROSETTA. Dengan tools ini maka kita bisa melihat berapa *rule* yang dapat dihasilkan dan juga informasi lainnya. *Rough set* dicari dengan menggunakan fitur *reduce* yang ada pada ROSETTA. Setelah dilakukan *reduce*, maka akan dihasilkan *lower* dan *upper approximation* yang akan digunakan sebagai variabel masukan proses untuk menghasilkan *rule* dengan algoritma LEM2 yang juga dilakukan dengan bantuan ROSETTA. Namun sebelum kita mulai mencari *rule* data penelitian akan dibagi menjadi dua yang terdiri dari *training set* dan juga *test set*. *Training set* merupakan data yang akan digunakan untuk mencari

*rule*. Sementara *test set* merupakan data yang digunakan untuk melihat apakah *rule* yang ada memiliki hasil yang optimal. Dalam penelitian ini akan ditentukan jumlah obyek yang akan digunakan untuk *training set* sebesar 67% dari total 170 obyek penelitian, dan 33% sisanya akan menjadi obyek dari *test set*. Sehingga jumlah obyek yang digunakan dalam *training set* adalah 114 obyek dan 56 sisanya akan menjadi obyek dari *test set*.

Hasil dari proses ini bisa dilihat sebagian pada tabel 5.10 yang terdiri dari *rule* yang dapat dibentuk dan juga informasi pendukung seperti *LHS Support*, *RHS Support*, *Accuracy*, *RHS Coverage*, *LHS Coverage*, *RHS Stability*, *LHS Length* dan *RHS Length*.

**Tabel 5.10 rule yang dihasilkan dengan algoritma LEM2**

No	Rule	LHS Supp	RHS Supp	Accuracy	LHS Coverage	RHS Coverage	RHS Stability	LHS Length	RHS Length
1	frequency(Rendah) AND monetary(Banyak) => Label(Big Company)	10	10	1	0.088	0.455	1	2	1
2	frequency(Rendah) AND monetary(Sangat Banyak) => Label(Big Company)	9	9	1	0.079	0.409	1	2	1
3	frequency(Sangat Rendah) AND monetary(Banyak) => Label(Big Company)	1	1	1	0.009	0.045	1	2	1
4	frequency(Sangat Rendah) AND monetary(Sangat Banyak) => Label(Big Company)	1	1	1	0.009	0.045	1	2	1



No	Rule	LHS Supp	RHS Supp	Accurac y	LHS Covera ge	RHS Cove rage	RHS Stabil ity	LHS Length	RHS Length
5	frequency(Biasa) AND monetary(Sangat Banyak) => Label(Top Class)	2	2	1	0.018	0.143	1	2	1
6	frequency(Sangat Rendah) AND monetary(Normal) => Label(Ordinary)	2	2	1	0.018	0.039	1	2	1
7	frequency(Biasa) AND monetary(Normal) => Label(Ordinary)	2	2	1	0.018	0.039	1	2	1
8	frequency(Biasa) AND monetary(Sedikit) => Label(Ordinary)	2	2	1	0.018	0.039	1	2	1
9	monetary(Sangat Banyak) AND Recency(Biasa) => Label(Big Company)	3	3	1	0.026	0.136	1	2	1
10	monetary(Sangat Banyak) AND Recency(Jauh) => Label(Big Company)	1	1	1	0.009	0.045	1	2	1
11	monetary(Banyak) AND Recency(Jauh) => Label(Big Company)	1	1	1	0.009	0.045	1	2	1
12	monetary(Sedikit) AND Recency(Jauh) => Label(Consumers)	8	8	1	0.070	0.296	1	2	1
13	monetary(Sangat Sedikit) AND Recency(Jauh) => Label(Consumers)	4	4	1	0.035	0.148	1	2	1
14	monetary(Sangat Sedikit) AND Recency(Biasa) => Label(Consumers)	2	2	1	0.018	0.074	1	2	1
15	monetary(Normal) AND Recency(Jauh) => Label(Consumers)	1	1	1	0.009	0.037	1	2	1
16	monetary(Normal) AND Recency(Pendek) => Label(Ordinary)	19	19	1	0.167	0.373	1	2	1

No	Rule	LHS Supp	RHS Supp	Accurac y	LHS Covera ge	RHS Cove rage	RHS Stabil ity	LHS Length	RHS Length
17	monetary(Sangat Sedikit) AND Recency(Pendek) => Label(Ordinary)	5	5	1	0.044	0.098	1	2	1
18	monetary(Normal) AND Recency(Biasa) => Label(Ordinary)	2	2	1	0.018	0.039	1	2	1
19	monetary(Sedikit) AND Recency(Sangat Pendek) => Label(Ordinary)	2	2	1	0.018	0.039	1	2	1
20	monetary(Sedikit) AND Recency(Pendek) => Label(Ordinary)	14	14	1	0.123	0.275	1	2	1
21	monetary(Normal) AND Recency(Sangat Pendek) => Label(Ordinary)	5	5	1	0.044	0.098	1	2	1
22	monetary(Sangat Sedikit) AND Recency(Sangat Pendek) => Label(Ordinary)	2	2	1	0.018	0.039	1	2	1
23	frequency(Biasa) AND monetary(Banyak) AND Recency(Pendek) => Label(Big Company)	1	1	1	0.009	0.045	1	3	1
24	frequency(Sangat Rendah) AND monetary(Sedikit) AND Recency(Biasa) => Label(Consumers)	2	2	1	0.018	0.074	1	3	1
25	frequency(Rendah) AND monetary(Sedikit) AND Recency(Biasa) => Label(Ordinary)	2	2	1	0.018	0.039	1	3	1
26	frequency(Tinggi) => Label(Top Class)	7	7	1	0.061	0.500	1	1	1

No	Rule	LHS Supp	RHS Supp	Accurac y	LHS Covera ge	RHS Cove rage	RHS Stabil ity	LHS Length	RHS Length
27	frequency(sangat tinggi) => Label(Top Class)	3	3	1	0.026	0.214	1	1	1
28	frequency(Biasa) AND Recency(Sangat Pendek) => Label(Top Class)	4	4	1	0.035	0.286	1	2	1
29	frequency(Sangat Rendah) AND Recency(Jauh) => Label(Consumers)	7	7	1	0.061	0.259	1	2	1
30	frequency(Sangat Rendah) AND Recency(Sangat Pendek) => Label(Ordinary)	1	1	1	0.009	0.020	1	2	1
31	Recency(Sangat Jauh) => Label(Consumers)	10	10	1	0.088	0.370	1	1	1

Dari tabel diatas bisa kita lihat bahwa telah dihasilkan 31 *rule* dari 114 obyek *training set*.

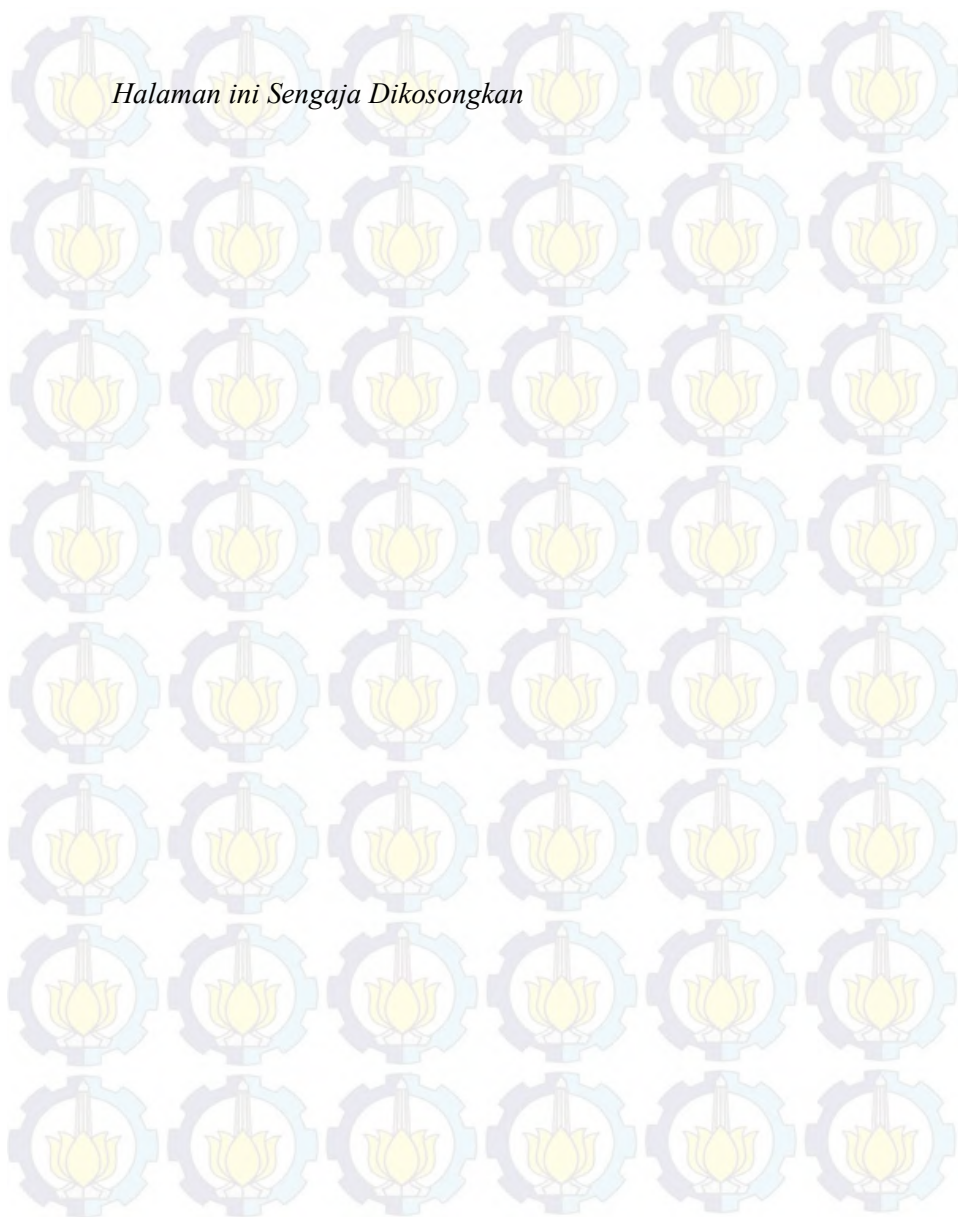


Sementara itu jika kita lihat kembali pada tabel 5.10 terdapat beberapa informasi lain pada setiap *rule* yang terbentuk. Arti dari masing-masing informasi tersebut antara lain:

- *LHS Support* : merupakan singkatan dari *Left Hand Side Support* atau artian lainnya adalah bagian IF- dari *rule*. *LHS Support* berarti jumlah obyek *training set* yang cocok/sesuai dengan bagian IF- pada *rule* yang dihasilkan.
- *RHS Support*: singkatan dari *right hand side* atau bagian THEN dari *rule*. *RHS Support* adalah jumlah obyek dari *training set* yang sesuai dengan bagian IF- dan –THEN pada *rule*.
- *Accuracy* : Nilai dari hasil bagi antara *RHS Support* dengan *LHS Support* ( nilai *accuracy* akan selalu 1 kecuali jika bagian –THEN mengandung lebih dari satu obyek)
- *LHS Coverage*: hasil bagi antara *LHS Support* dengan total jumlah obyek yang ada pada *training set*.
- *RHS Coverage*: hasil bagi antara *RHS Support* dengan jumlah obyek yang ada pada daftar tabel keputusan pada bagian –THEN dari *rule* yang terbentuk.
- *RHS Stability*: selalu bernilai 1.
- *LHS Length*: jumlah atribut yang terdapat pada bagian IF- dalam *rule*.
- *RHS Length*: jumlah atribut yang terdapat pada bagian –THEN dalam *rule*.

Selanjutnya *rules* yang sudah terbentuk ini bisa digunakan untuk mengklasifikasi obyek yang ada pada *training set*, untuk hasil dan penjelasan dari klasifikasi tersebut akan dijelaskan pada tahap selanjutnya.

*Halaman ini Sengaja Dikosongkan*



## BAB VI HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada bab ini akan dijelaskan bagaimana karakteristik dari setiap hasil *clustering* berdasarkan analisis dari atribut yang digunakan untuk proses *clustering*. Bab ini juga berisikan bagaimana hasil dari proses validasi untuk hasil *clustering* maupun validasi untuk *rule* yang telah dibuat.

### 6.1. Analisis Hasil *Clustering*

Setelah kita menemukan segmentasi pelanggan selanjutnya kita akan melakukan analisis setiap segmen tersebut untuk menemukan karakteristik dari pelanggan. Analisis ini berdasarkan dasar teori akan dibagi berdasarkan nilai RFM, secara geografis, *behavior* dan demografis. Analisis geografis dilakukan dengan melihat letak kota/kabupaten dari setiap pelanggan, analisis demografis dilakukan dengan melihat tipe pelanggan (apotik/rumah sakit/klinik), analisis *behavior* dilakukan berdasarkan pola transaksi para pelanggan dilihat dari waktunya dan untuk analisis RFM akan dilakukan analisa antar atribut. Diharapkan dengan cara seperti ini akan terbentuk karakteristik dari setiap pelanggan dengan *detail*.

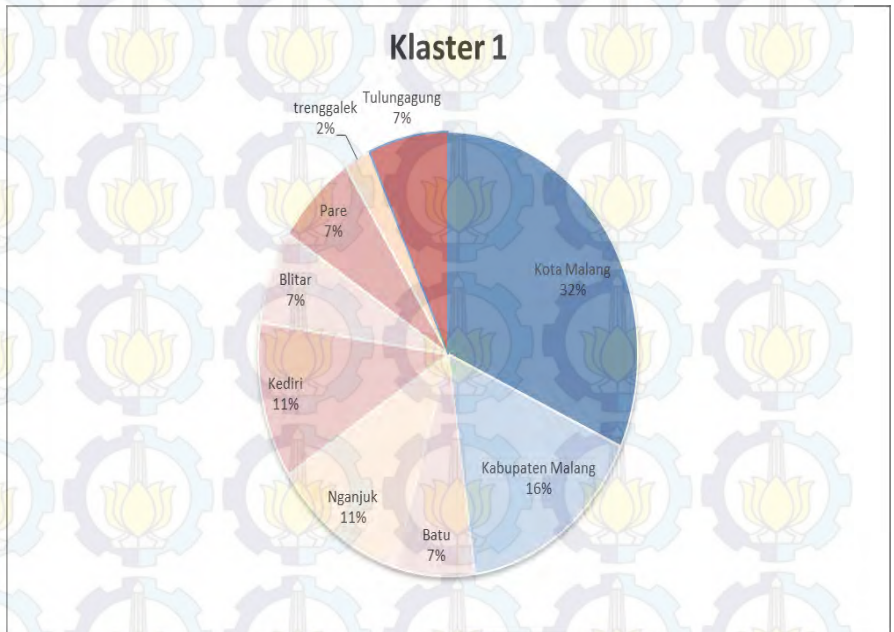
#### 6.1.1. Hasil Analisis Geografis

Analisis geografis dilakukan dengan alat bantu Ms. Excel 2010. Data pelanggan akan dibagi menurut klasternya masing-masing dan selanjutnya dilihat pada satu klaster darimana mayoritas pelanggan berasal.

Untuk mempermudah analisis maka akan dibuat diagram dengan tipe *pie* yang mendeskripsikan persentase asal daerah pelanggan. Untuk daerah kota dan kabupaten Malang akan ditandai dengan gradasi warna biru, sementara untuk daerah luar kota Malang (Batu, Kediri, Blitar,dll) akan ditandai dengan diagram gradasi warna merah hingga *orange*. Untuk daerah luar kota semakin jauh jarak kota tersebut dengan kota Malang maka warnanya semakin menjadi *orange*.



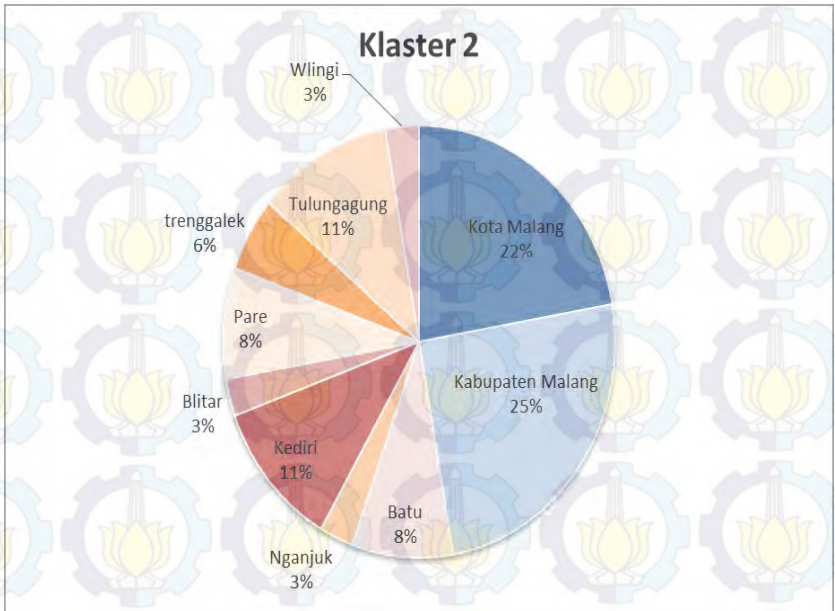
Untuk hasil analisa dari klaster 1 bisa dilihat pada gambar 6.1.



**Gambar 6.1 analisis geografis klaster 1**

Berdasarkan gambar 6.1 di atas maka bisa dilihat bahwa pelanggan yang berada di klaster 1 sejumlah 68% berasal dari luar kota Malang dengan rincian 16% dari kabupaten Malang, 7% berasal dari kabupaten Tulungagung, 7% kota Blitar, 7% kota Batu, 7% kabupaten Pare, 2% kabupaten Trenggalek, 11% kota Kediri dan 11% dari kabupaten Nganjuk. Data ini berasal dari total 44 pelanggan yang berada pada klaster 1. Maka dari itu bisa dikatakan bahwa mayoritas pelanggan klaster 1 adalah pelanggan yang berasal dari luar kota Malang.

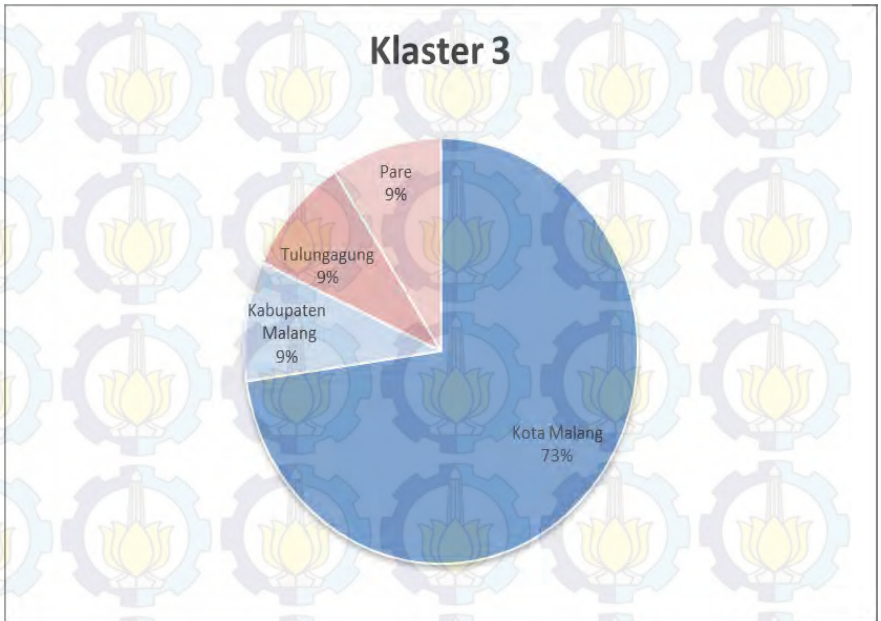
Untuk hasil analisis pelanggan pada klaster 2 bisa dilihat pada gambar 6.2.



**Gambar 6.2 analisis geografis klaster 2**

Pada gambar 6.2 tersebut juga bisa dilihat bahwa sebagian besar pelanggan klaster 2 berada di luar kota Malang. Hanya sejumlah 22% pelanggan yang berasal dari kota Malang. Sementara itu 78% sisanya adalah pelanggan luar kota Malang dengan rincian 25% berada pada kabupaten Malang, 11% kabupaten Tulungagung, 11% kota Kediri, 8% kabupaten Pare, 8% kota Batu, 6% kabupaten trenggalek, 3% kabupaten Wlingi, 3% kota Blitar dan 3% kota Nganjuk. Data ini berasal dari total 36 pelanggan yang berada pada klaster 2. Maka bisa dikatakan pelanggan yang berasal pada klaster 2 mayoritas adalah pelanggan dari luar kota Malang namun masih di dalam daerah kabupaten Malang.

Selanjutnya adalah analisis pelanggan pada klaster 3 yang ditampilkan pada gambar 6.3.

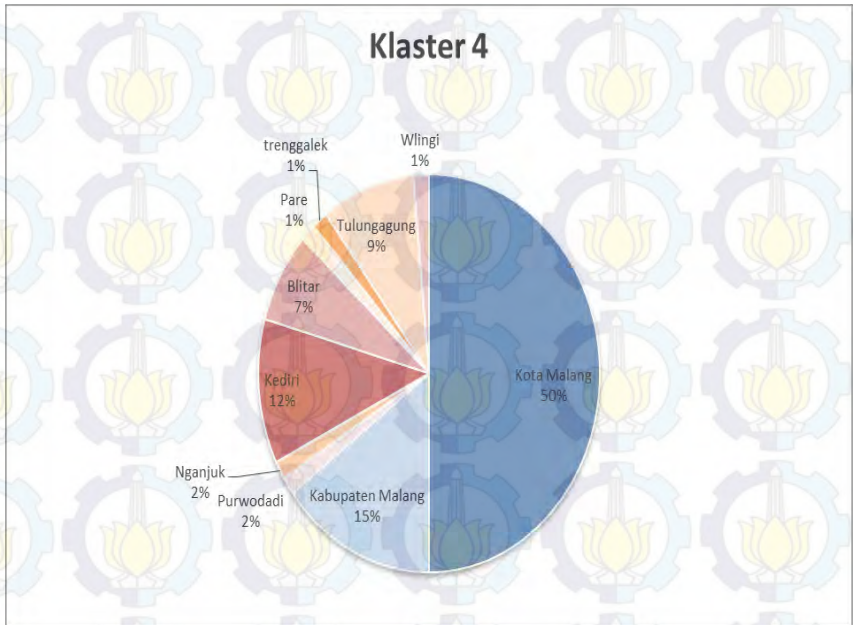


**Gambar 6.3 analisis geografis klaster 3**

Pada gambar 6.3 terlihat bahwa ternyata hanya terdapat 4 daerah yang berada pada klaster ini. Data ini berasal dari total 22 pelanggan yang berada pada klaster 3. Hal tersebut menandakan bahwa pada klaster 3 sebagian besar pelanggan berasal dari kota Malang, sementara sisanya tersebar rata di kabupaten Malang, kabupaten Pare dan kabupaten Tulungagung.

Untuk pelanggan yang berada pada klaster 4 hasil analisis geografisnya bisa dilihat pada gambar 6.4.





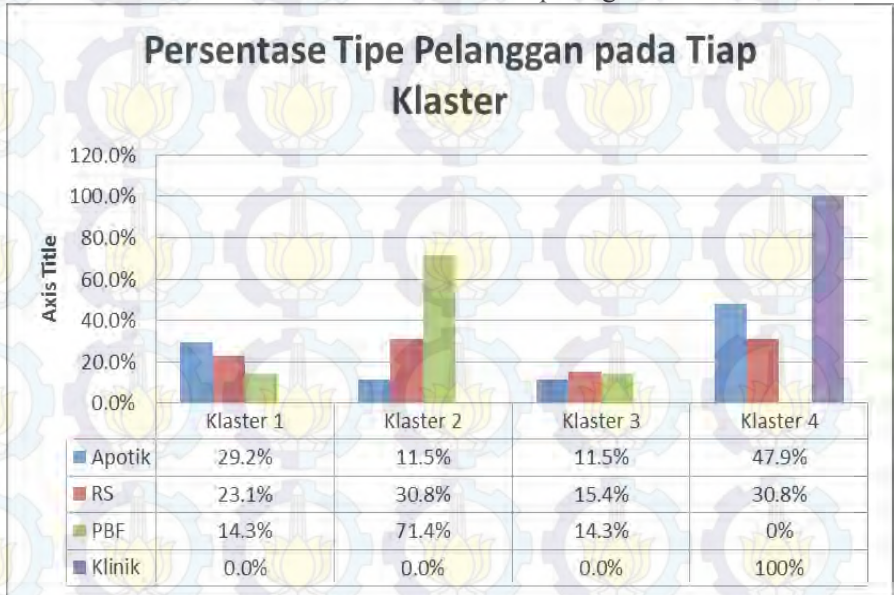
**Gambar 6.4 analisis geografis klaster 4**

Berdasarkan pada gambar 6.4 sebagian besar pelanggan klaster 4 berasal dari kota Malang dengan persentase sebesar 50% , menyusul kabupaten malang sebesar 15% dan kota Kediri sebesar 12%. Sisanya tersebar di 7 kota dan kabupaten yang berbeda dengan persentase yang sedikit. Data ini berasal dari total 68 pelanggan yang berada pada klaster 4. Dengan demikian maka pada klaster 4 sebagian besar pelanggannya berasal dari kota Malang , kabupaten Malang dan kota Kediri.

#### **6.1.2. Hasil Analisis Demografis**

Seperti yang dijelaskan sebelumnya analisis demografis dilakukan dengan melihat variabel tipe pelanggan. Tipe pelanggan yang dimiliki oleh perusahaan ada 4 yaitu Apotik Tradisional, Rumah Sakit Umum, Pedagang Besar Farmasi dan Klinik. Jumlah masing-masing adalah 96 apotik, 65 rumah sakit umum, 7 pedagang besar farmasi dan 2 klinik. Analisis akan

dilakukan dengan melihat perbandingan jumlah tipe pelanggan pada setiap kluster dengan menggunakan diagram batang. Hasil akhirnya berupa apa tipe pelanggan yang menjadi mayoritas dari suatu kluster. Hasil analisa bisa dilihat pada gambar 6.5



**Gambar 6.5 hasil analisis demografis pelanggan keseluruhan kluster**

Jika melihat gambar 6.5 diatas maka beberapa kesimpulan yang bisa ditarik adalah:

- Mayoritas tipe pelanggan klaster 1 adalah apotik tradisional, kemudian diikuti dengan rumah sakit umum dan terakhir adalah pedagang besar farmasi. Tidak ada pelanggan dengan tipe klinik yang berada pada klaster ini.
- Mayoritas tipe pelanggan klaster 2 adalah pedagang besar farmasi diikuti oleh tipe rumah sakit umum. Apotik menjadi tipe pelanggan paling minoritas pada klaster ini dan sama seperti sebelumnya bahwa tidak ada pelanggan tipe klinik pada klaster 2.

- Perbandingan jumlah antara tipe rumah sakit, apotik, dan pedagang besar farmasi pada klaster ini hampir sama yaitu antara 11-15%. Namun jika diamati mayoritas tipe pelanggan klaster 3 adalah rumah sakit umum dan pedagang besar farmasi. Untuk tipe klinik tidak termasuk ke dalam klaster 3.
- Pada klaster 4 mayoritas pelanggan adalah apotik. Tipe klinik juga menjadi tipe pelanggan mayoritas karena dari 2 klinik yang menjadi pelanggan perusahaan seluruhnya berada pada klaster 4. Kemudian rumah sakit umum menjadi tipe pelanggan minor dan tidak ada tipe pelanggan pedagang besar farmasi pada klinik ini.

#### **6.1.3. Hasil Analisis *Behavior***

Untuk melakukan analisis behavior yang diperlukan adalah data waktu-waktu setiap pelanggan melakukan transaksi. Waktu yang dimaksud pada bagian ini adalah dalam hitungan bulan serta minggu. Yang menjadi hasil dari analisis ini adalah pola pembelian pelanggan berdasarkan waktunya misalnya melakukan pembelian rutin di setiap minggu pertama di awal bulan, melakukan pembelian hanya pada bulan-bulan tertentu, dan lain-lain.

Untuk mempermudah analisis maka akan dibuat tabel yang mendeskripsikan pola transaksi pelanggan pada setiap klaster. Akan diberikan tanda di waktu-waktu dengan tingkat transaksi mulai dari yang paling sedikit hingga paling banyak. Waktu dengan jumlah transaksi paling sedikit diberi tanda warna merah, warna kuning untuk jumlah transaksi sedang dan warna hijau untuk jumlah transaksi yang paling banyak. Setelah itu dilakukan analisa pola perilaku pelanggan di satu klaster dalam melakukan transaksi dengan perusahaan.

Hasil analisis *behavior* dari klaster 1 terdapat pada tabel 6.1.



Tabel 6.1 analisis *behavior* klaster 1

Month	Week			
	1	2	3	Last Week
Juli				
Agustus				
September				
Oktober				
November				
Desember				

Berdasarkan tabel 6.1 maka beberapa kesimpulan yang bisa diambil adalah:

- Pelanggan pada klaster 1 paling banyak melakukan transaksi di pertengahan bulan (Juli-Oktober).
- Pelanggan klaster 1 hampir sangat jarang melakukan transaksi pada 2 bulan terakhir tahun 2014 (November-Desember).
- Pelanggan klaster 1 melakukan transaksi sebagian besar pada minggu ke-tiga.

Selanjutnya adalah hasil analisis *behavior* dari klaster 2 yang bisa dilihat pada tabel 6.2.

Tabel 6.2 analisis *behavior* klaster 2

Month	Week			
	1	2	3	Last Week
Juli				
Agustus				
September				
Oktober				
November				
Desember				

Informasi yang bisa diambil dari tabel 6.2. adalah:

- Pelanggan pada klaster 2 rutin melakukan pembelian dalam 6 bulan terakhir tahun 2014.

- Pelanggan klaster 2 paling banyak melakukan Transaksi pada minggu terakhir pertengahan bulan (Juli-Oktober)
- Pada 2 bulan terakhir tahun 2014 pola transaksi pelanggan berganti menjadi awal minggu hingga minggu ke tiga setiap bulannya.
- Terjadi peningkatan jumlah transaksi pelanggan klaster 2 selama 6 bulan terakhir.

Untuk pelanggan yang berada pada klaster 3 maka hasil analisisnya bisa dilihat pada tabel 6.3.

**Tabel 6.3 analisis *behavior* klaster 3**

Month	Week			
	1	2	3	Last Week
Juli				
Agustus				
September				
Oktober				
November				
Desember				

Beberapa informasi yang bisa diambil dari hasil analisis klaster 3 pada tabel 6.3 adalah:

- Pelanggan pada klaster 3 merupakan pelanggan yang paling rutin melakukan transaksi.
- Pelanggan klaster 3 sering melakukan transaksi pada minggu-minggu terakhir setiap bulannya.
- Pada bulan November 2014 pelanggan pada klaster 3 sangat aktif melakukan transaksi.

Terakhir adalah hasil analisis *behavior* dari pelanggan yang berada pada klaster 4 yang bisa dilihat pada tabel 6.4.

**Tabel 6.4 analisis *behavior* klaster 4**

Month	Week			
	1	2	3	Last Week
Juli				
Agustus				

Month	Week			
	1	2	3	Last Week
September				
Oktober				
November				
Desember				

Pola transaksi dari klaster 4 merupakan pola yang paling *random* dibandingkan dengan ketiga klaster sebelumnya. Sedikit informasi yang bisa diambil dari tabel 6.4 adalah:

- Pelanggan klaster 4 rutin melakukan transaksi di 6 bulan terakhir tahun 2014.
- Pelanggan pada klaster 4 sering melakukan transaksi pada minggu terakhir setiap bulan.
- Pelanggan pada klaster 4 paling jarang melakukan transaksi di awal minggu (minggu 1 dan minggu 2)

#### 6.1.4. Analisis Antar Atribut RFM

Analisis hasil RFM juga digunakan untuk menentukan karakteristik dari setiap pelanggan perusahaan. Dalam penelitian ini akan dibagi ke dalam tiap analisis antar atribut. Untuk analisis antar atribut *recency* dan *frequency* bisa dilihat pada tabel 6.5.

Tabel 6.5 analisis *cluster* antara atribut *recency*&*frequency*

Cluster	Hasil Analisis
1	<i>Cluster</i> 1 memiliki rentang <i>recency</i> antara 101-135 hari yang berarti memiliki nilai <i>recency</i> <b>jauh</b> . Sementara itu nilai <i>frequency</i> juga hanya 1 kali sehingga bernilai <b>sangat rendah</b> . Dengan demikian maka pelanggan yang berada pada <i>cluster</i> 1 kemungkinan adalah para pelanggan yang sangat jarang melakukan transaksi dalam 6 bulan terakhir.
2	Nilai <i>recency</i> dari <i>Cluster</i> 2 berada pada rentang 11-55 hari yang berarti nilai <i>recency</i> <b>pendek</b> . Namun untuk nilai <i>frequency</i> hanya berkisar 2-8 kali melakukan transaksi yang berarti nilai <i>frequency</i> dari <i>cluster</i> 2



Cluster	Hasil Analisis
	adalah <b>rendah</b> . Hal ini menunjukkan bahwa pelanggan yang berada pada <i>cluster 2</i> kemungkinan melakukan transaksi hanya pada bulan-bulan terakhir dalam kurun waktu 6 bulan sehingga nilai <i>recency</i> mereka tidak terlalu jauh.
3	Pada <i>cluster 3</i> nilai <i>recency</i> adalah <b>sangat pendek</b> karena nilainya kurang dari 10 hari. Disamping itu nilai <i>frequency</i> dari <i>cluster 3</i> adalah <b>tinggi</b> dengan kisaran transaksi sebanyak 21-31 kali. Dari hasil tersebut maka pelanggan yang berada pada <i>cluster 3</i> merupakan pelanggan yang rutin melakukan transaksi dengan perusahaan karena pada bulan terakhir masih melakukan transaksi dan frekuensinya pun sering.
4	<i>Cluster 4</i> memiliki nilai <i>recency</i> yang berkisar antara 11-55 hari yang berarti nilainya <b>pendek</b> , akan tetapi nilai <i>frequency</i> dari <i>cluster</i> ini <b>rendah</b> karena hanya melakukan transaksi antara 2-8 kali. Kemungkinan pelanggan pada <i>cluster 4</i> melakukan transaksi sekali setiap akhir bulan.

Selanjutnya analisis akan dilanjutkan dengan melihat antara nilai *recency* dan *monetary*. Hasil analisis bisa dilihat pada tabel 6.6.

**Tabel 6.6 analisis cluster antara atribut *recency* & *monetary***

Cluster	Hasil Analisis
1	<i>Cluster 1</i> memiliki rentang antara 101-135 hari yang berarti memiliki nilai <i>recency</i> <b>jauh</b> . Sementara itu nilai <i>monetary</i> <b>sangat sedikit</b> dengan nominal kurang dari Rp 800.000,-. Kemungkinan para pelanggan yang berada pada <i>cluster 1</i> ini merupakan pelanggan yang jarang melakukan transaksi serta dalam skala kecil.
2	<i>Recency Cluster 2</i> berada pada rentang 11-55 hari yang berarti nilai <i>recency</i> <b>pendek</b> , sementara itu <i>monetary</i> berkisar antara Rp 7.370.000-Rp 20.500.000 sehingga memiliki nilai <i>monetary</i> yang <b>banyak</b> . Hal ini menunjukkan bahwa pelanggan yang berada pada

Cluster	Hasil Analisis
	<i>cluster 2</i> kemungkinan melakukan transaksi pada bulan terakhir dalam kurun waktu 6 bulan dengan jumlah transaksi yang lumayan besar.
3	Pada <i>cluster 3</i> nilai <i>recency</i> adalah <b>sangat pendek</b> karena nilainya kurang dari 10 hari. Disamping itu nilai <i>monetary</i> dari <i>cluster 3</i> adalah <b>sangat banyak</b> dengan kisaran lebih besar dari Rp 20.500.000,-. Dari hasil tersebut maka pelanggan yang berada pada <i>cluster 3</i> merupakan pelanggan yang melakukan transaksi dalam jumlah sangat besar pada bulan-bulan terakhir dalam kurun waktu 6 bulan.
4	<i>Cluster 4</i> memiliki nilai <i>recency</i> yang berkisar antara 11-55 hari yang berarti nilainya <b>pendek</b> . akan tetapi nilai <i>monetary</i> dari <i>cluster</i> ini <b>sedikit</b> karena nilai pembeliannya berkisar antara Rp 800.000 – Rp 2.150.000. Berdasarkan hasil ini kemungkinan para pelanggan yang ada pada <i>cluster 4</i> melakukan transaksi dalam jumlah kecil pada beberapa bulan terakhir di tahun 2014 atau rutin melakukan pembelian namun dalam skala kecil.

Untuk selanjutnya akan dianalisis hasil *cluster* berdasarkan atribut *frequency* dan *monetary*. Hasil analisisnya bisa dilihat pada tabel 6.7.

Tabel 6.7 analisis *cluster* antara atribut *frequency* & *monetary*

Cluster	Hasil Analisis
1	<i>Cluster 1</i> memiliki nilai <i>frequency</i> hanya 1 kali sehingga bernilai <b>sangat rendah</b> . Disamping itu juga memiliki nilai <i>monetary</i> yang <b>sangat sedikit</b> dengan nominal kurang dari Rp 800.000,-. Kemungkinan para pelanggan yang berada pada <i>cluster 1</i> ini merupakan pelanggan yang sangat jarang melakukan transaksi bahkan dalam kurun waktu 6 bulan hanya melakukan 1 kali transaksi dan ketika melakukan transaksi hanya transaksi dalam skala kecil. Pelanggan

Cluster	Hasil Analisis
	yang masuk kedalam <i>cluster</i> ini bisa dikatakan bukan pelanggan setia atau kemungkinan besar pelanggan baru di tahun 2014.
2	Nilai <i>Frequency Cluster</i> 2 berkisar antara 2-8, sehingga nilai <i>frequency</i> dari <i>cluster</i> 2 adalah <b>rendah</b> . Sementara itu nilai <i>monetary</i> berkisar antara Rp 7.370.000-Rp 20.500.000 yang berarti memiliki nilai <i>monetary</i> yang <b>banyak</b> . Hal ini menunjukkan bahwa pelanggan yang berada pada <i>cluster</i> 2 kemungkinan adalah pelanggan yang melakukan transaksi dalam jumlah lumayan besar dalam satu waktu tertentu yang mengakibatkan frekuensi belanja pelanggan tersebut tidak terlalu banyak.
3	Pada <i>cluster</i> 3 nilai <i>frequency</i> adalah <b>tinggi</b> dengan kisaran transaksi sebanyak 21-31 kali. Didukung oleh nilai <i>monetary</i> yang <b>sangat banyak</b> dengan kisaran nominal transaksi lebih besar dari Rp 20.500.000,-. Dari hasil tersebut maka pelanggan yang berada pada <i>cluster</i> 3 merupakan pelanggan dengan tingkat loyalitas yang tinggi karena sering melakukan transaksi dengan perusahaan serta dalam jumlah yang cukup besar.
4	<i>Cluster</i> 4 memiliki nilai <i>frequency</i> yang <b>rendah</b> karena hanya melakukan transaksi antara 2-8 kali. Nilai <i>monetary</i> dari <i>cluster</i> ini juga <b>sedikit</b> dengan pembelian berkisar antara Rp 800.000 – Rp 2.150.000. Berdasarkan hasil ini kemungkinan para pelanggan yang ada pada <i>cluster</i> 4 tidak terlalu sering melakukan transaksi dalam kurun waktu 6 bulan terakhir dan juga tidak melakukan transaksi dalam skala besar namun juga tidak terlalu kecil.

## 6.2. Menemukan Karakteristik Pelanggan

Setelah melakukan analisis geografis, demografis, *behavior* dan antar atribut RFM maka selanjutnya yang perlu dilakukan adalah



menunjukkan hasil analisis kepada pihak perusahaan. Hal ini bertujuan untuk menyamakan persepsi dengan perusahaan sehingga bisa meminimalisir adanya kesalahan penentuan karakteristik. Setelah itu jika karakteristik pelanggan sudah ditemukan maka akan diberikan label/nama untuk setiap kluster untuk mempermudah pihak perusahaan dalam mengingat segmen pelanggan mereka. Pemberian nama/label disesuaikan dengan karakteristik pelanggan dan juga dengan persetujuan pihak perusahaan. Seluruh hasil analisis dan diskusi dengan pihak perusahaan akan digabung sehingga menghasilkan karakteristik setiap segmen pelanggan yang bisa dilihat pada tabel 6.8.

Tabel 6.8 tabel karakteristik pelanggan

Cluster	Karakteristik	Label/Nama
1	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Pelanggan yang sangat jarang melakukan transaksi dalam 6 bulan terakhir terutama pada bulan-bulan terakhir.</li> <li>- Pelanggan dengan tingkat loyalitas Rendah.</li> <li>- Tipe pelanggan sebagian besar merupakan pelanggan dengan tipe <b>apotik</b>.</li> <li>- Pelanggan mayoritas berasal dari <b>luar kota</b> (contoh: Wlingi, Trenggalek, Tulungagung, Blitar, Nganjuk, dst) yang sangat jarang dilakukan <i>follow-up</i> dan kunjungan langsung oleh tim <i>detailler</i> dari perusahaan.</li> <li>- Sebanyak 25.9% dari 170 pelanggan berada di dalam <i>cluster</i> ini.</li> </ul>	<i>Consumers</i>
4	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Pelanggan yang rutin melakukan pembelian namun dengan nominal transaksi antara Rp 800.000,- dan Rp 2.150.000,- di minggu terakhir.</li> </ul>	<i>Ordinary</i>

Cluster	Karakteristik	Label>Nama
	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Pelanggan dengan tingkat loyalitas biasa.</li> <li>- Tipe pelanggan sebagian besar adalah <b>apotik</b> dan <b>klinik</b>.</li> <li>- mayoritas pelanggan berada di <b>kota dan kabupaten Malang</b> serta <b>kota Kediri</b>.</li> <li>- Sebanyak 40% pelanggan berada di <i>cluster 4</i>.</li> </ul>	
2	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Merupakan pelanggan yang transaksi terakhirnya hanya berjarak 11-55 hari dari awal tahun 2015.</li> <li>- Pelanggan dengan tingkat loyalitas Tinggi.</li> <li>- Tipe pelanggan sebagian besar adalah <b>pedangang besar farmasi</b> dan <b>rumah sakit umum</b>.</li> <li>- Mayoritas pelanggan <i>cluster 2</i> berasal dari <b>luar kota Malang dan kabupaten Malang</b>.</li> <li>- Pelanggan yang jarang melakukan transaksi tetapi membeli dalam jumlah besar pada waktu tertentu (akhir minggu / awal minggu).</li> <li>- Terdapat 21.2% pelanggan berada di <i>cluster</i> ini.</li> </ul>	<i>Big Company</i>
3	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Pelanggan yang berada di <i>cluster 3</i> adalah pelanggan dengan tingkat sangat tinggi.</li> <li>- Tipe pelanggan seperti ini sebagian besar berasal dari tipe <b>pedagang besar farmasi dan rumah sakit umum</b>.</li> <li>- Pelanggan sebagian besar berasal</li> </ul>	<i>Top Class</i>

Cluster	Karakteristik	Label>Nama
	<p>dari yang berasal dari <b>kota Malang</b>.</p> <ul style="list-style-type: none"> <li>- Merupakan pelanggan yang rutin melakukan pembelian dalam jumlah besar pada minggu terakhir setiap bulannya .</li> <li>- Persentase pelanggan yang berada pada <i>cluster</i> ini adalah 12.9%.</li> </ul>	

Berdasarkan hasil yang terlihat pada tabel 6.8 maka didapatkan karakteristik dan nama dari keempat segmen pelanggan yang didapatkan dari proses *clustering*.

### 6.3. Validasi Hasil Clustering

#### 6.3.1. Dunn Index (DI)

*Dunn Index* digunakan untuk melihat apakah jumlah *cluster* yang kita miliki sudah optimal. Pada penelitian ini jumlah *cluster* yang dimaksud adalah nilai  $k$  yang digunakan dalam proses *clustering* menggunakan algoritma *k-means*. Jumlah  $k$  dengan nilai *dunn index* terbesar merupakan jumlah  $k$  yang paling optimal.

Untuk mendapatkan nilai dari DI maka kita akan menggunakan software analisis yaitu R versi 3.1.1. Uji coba dilakukan dengan nilai  $k$  mulai dari 3 hingga 9. Hasil dari perhitungan DI bisa dilihat pada tabel 6.9

Tabel 6.9 nilai DI untuk setiap jumlah cluster

Jumlah <i>cluster</i>	<i>Dunn Index (DI)</i>
3	0.0436
4	0.0654
5	0.0325
6	0.0325
7	0.0210
8	0.0342
9	0.0605



Pada tabel 6.9 terlihat bahwa nilai DI untuk jumlah klaster 4 adalah yang paling tinggi di antara yang lain. Berdasarkan pada teori yang dijelaskan oleh Nejc [19], nilai DI yang tinggi menunjukkan bahwa klaster tersebut terpisah dengan baik dan padat. Meskipun nilai dari DI klaster 4 di bawah 1, namun nilai tersebut lebih tinggi dibandingkan dengan nilai DI pada klaster lainnya. Dengan demikian bisa disimpulkan bahwa jumlah  $k = 4$  merupakan jumlah yang optimal.

### 6.3.2. *User Acceptance Testing*

*User Acceptance Testing* ini dilakukan agar hasil penelitian benar-benar bisa dipertanggungjawabkan kepada perusahaan dan bisa menyelesaikan permasalahan di perusahaan. Dengan melakukan UAT dengan pihak perusahaan maka diharapkan hasil tugas akhir bisa benar-benar bermanfaat untuk perusahaan.

Langkah-langkah untuk melakukan *user acceptance testing* ini antara lain:

#### 1. *UAT Planning*

Tahap *planning* adalah menentukan jadwal pelaksanaan *testing*, tujuan dilakukan *testing*, serta hasil yang diharapkan.

Tujuan dilakukan UAT ini adalah untuk mengenali 54 pelanggan berdasarkan karakteristik yang dihasilkan sistem dengan detail sebagai berikut:

- a. Karakteristik pelanggan yang dihasilkan sistem sesuai atau tidak sesuai dengan pengetahuan user.
- b. Sistem mampu membantu user untuk mengingat kembali pelanggan berdasarkan karakteristik mereka.

#### 2. *Mendesain test case*

Dalam tahap ini yang dilakukan adalah mempersiapkan daftar pertanyaan yang akan ditanyakan dalam proses wawancara.

### 3. Menentukan *user*

Terdapat 2 *user*/ perwakilan dari tim *medical representative* perusahaan yang terlibat pada proses UAT ini. Profil dari *user* antara lain :

- User 1 (usia 46 tahun dan telah menjadi pegawai PT.Abbott selama 7 tahun)
- User 2 ( usia 34 tahun dan telah menjadi pegawai PT.Abbott selama 3 tahun)

### 4. *Test case*

Pada tahap ini dilakukan wawancara langsung secara bersamaan terhadap 2 *user*. Pertanyaan meliputi ketepatan karakteristik pelanggan dari hasil tugas akhir dengan keadaan di lapangan dan apakah hasil tugas akhir membantu mengingat karakter setiap pelanggan.

Selama proses wawancara *user* akan diberikan sampel pelanggan secara acak dari setiap *label* untuk dinilai apakah karakter pelanggan tersebut sesuai dengan karakter pada lapangan. setiap jawaban para *user* akan dicatat apakah karakter pelanggan tepat dengan kondisi lapangan, tidak tepat ataupun pelanggan yang karakteristiknya sama sekali tidak dikenali.

Hasil serta pertanyaan wawancara secara lengkap akan dilampirkan pada lampiran D.

### 5. Dokumentasi hasil UAT

Hasil dari UAT tugas akhir ini disajikan dalam tabel 6.10

**Tabel 6.10 hasil *user acceptance testing***

Label	Bagian 1		Bagian 2
	Karakteristik pelanggan yang dihasilkan sistem SESUAI	Karakteristik pelanggan yang dihasilkan sistem TIDAK	Karakteristik pelanggan yang dihasilkan sistem mampu membantu user MENINGAT

	dengan pengetahuan user	SESUAI dengan pengetahuan user	KEMBALI karakteristik pelanggan
<i>Consumers</i>	9	1	6
<i>Ordinary</i>	6	4	5
<i>Big Company</i>	8	2	3
<i>Top Class</i>	9	1	0
	<b>32</b>	<b>8</b>	<b>14</b>

Hasil UAT dibagi menjadi dua bagian yaitu: apakah hasil tugas akhir membantu pengenalan karakteristik pelanggan dan apakah hasil tugas akhir mampu membantu mengingat bagaimana karakteristik pelanggan yang tidak terlalu dikenal oleh perusahaan.

Pada bagian pertama, dari 40 kali pengujian, terdapat 32 pelanggan (80%) dengan karakteristik yang dihasilkan sistem sesuai dengan pengetahuan user dan 8 pelanggan (20%) tidak sesuai dengan pengetahuan user. Pada bagian kedua, dari 54 kali pengujian, sistem membantu user mengingat kembali karakteristik dari 14 pelanggannya (26%).

#### 6. *Sign Off*

Adalah tahap terakhir dalam proses UAT yaitu apakah *user* menerima hasil tugas akhir telah memenuhi tujuannya. Di akhir proses ini kedua *user* sepakat bahwa untuk hasil tugas akhir telah memenuhi tujuan yaitu pengenalan karakteristik pelanggan perusahaan.

### 6.4. Evaluasi *Rule* dari algoritma LEM2

#### 6.4.1. Klasifikasi menggunakan ROSETTA

Setelah menghasilkan *rule* menggunakan *RS Theory* dan algoritma LEM2 maka pada tahap ini yang perlu kita lakukan adalah menghitung tingkat akurasi dari *rule* yang sudah



terbentuk. Untuk melakukan proses ini kita akan menggunakan ROSETTA dan juga data *test set* yang sudah dibuat sebelumnya pada bab 5.3.2.

*Rule* yang sudah dibuat akan digunakan untuk melakukan klasifikasi kepada obyek yang ada pada *test set*. Hasil dari klasifikasi tersebut akan menunjukkan akurasi keseluruhan dari *rule*. Tabel 6.11 menunjukkan hasil perhitungan ROSETTA yaitu matrix dari hasil klasifikasi *rule*.

**Tabel 6.11 matrix hasil klasifikasi *rule***

		Predicted				
Actual		Rendah	Biasa	Tinggi	Sangat Tinggi	
	Rendah	16	0	0	0	1
	Biasa	0	18	0	0	1
	Tinggi	0	0	11	3	0.7857
	Sangat Tinggi	0	0	0	8	1
		1	1	1	0.7272	0.9464

Berdasarkan matrix tersebut menunjukkan bahwa akurasi keseluruhan sebesar **0.9464**. Matrix juga menunjukkan sensitivitas serta akurasi untuk setiap kelas (rendah = 1, biasa = 1, Tinggi=1, dan Sangat Tinggi=0.7272). Penjelasan untuk sensitivitas dan juga akurasi tiap kelas adalah sebagai berikut:

- Kelas **Tinggi** memiliki sensitivitas sebesar **0.78** yang artinya dari 14 (11+3) obyek yang dimiliki oleh kelas **Tinggi**, 11 obyek benar diklasifikasi sebagai milik kelas **Tinggi** ( $11/14=0.782$ ).
- Untuk kelas **Sangat Tinggi** memiliki akurasi sebesar **0.73** yang artinya dari 11 (8+3) obyek yang diprediksi adalah milik kelas **Sangat Tinggi** ternyata hanya 8 yang sebenarnya dimiliki oleh kelas **Sangat Tinggi** ( $8/11=0.72$ )

#### 6.4.2. Evaluasi Eksternal Perusahaan

Evaluasi eksternal perusahaan bertujuan agar *rule* yang telah dihasilkan benar-benar bermanfaat bagi perusahaan untuk membantu mengklasifikasikan pelanggan baru mereka ataupun mengevaluasi pelanggan lama. Jika hasil *rule* yang dihasilkan telah mampu menyelesaikan permasalahan ini maka kita bisa mengatakan bahwa *rule* yang sudah dibuat merupakan *rule* yang tepat.

Untuk melakukan tahap ini akan dibutuhkan beberapa data perusahaan yang baru di tahun 2015, pada penelitian ini data yang berhasil didapatkan adalah data pada bulan Januari hingga bulan Maret tahun 2015. Setelah mendapatkan data pada tahun 2015 kemudian selanjutnya adalah menghitung nilai RFM dari data baru tersebut. Kemudian jika nilai RFM sudah didapatkan maka akan dilakukan pencocokan nilai RFM suatu pelanggan dengan *rule* yang tersedia. Dari pencocokan tersebut akan terlihat posisi segmen / klaster dari suatu pelanggan, dan dari posisi tersebut kita bisa menilai apakah hasilnya sama atau berbeda dengan posisi segmen / kaster pada tahun 2014. Proses pencocokan tersebut akan dilakukan kepada 56 sampel pelanggan yang dipilih secara acak, hasil dari proses pencocokan ini bisa dilihat pada tabel 6.12.

**Tabel 6.12 tabel perbandingan posisi segmen pelanggan tahun 2014 dan 2015**

<b>Cust_c ode</b>	<b>Cust_Name</b>	<b>R</b>	<b>F</b>	<b>M</b>	<b>Label 2015</b>	<b>Rule</b>	<b>Label 2014</b>
124257	AHMAD DAHLAN MUHAMMADIYAH KEDIRI, R	Pendek	Sangat rendah	Sedikit	<i>Ordinary</i>	Rule 20	<i>Ordinary</i>
125474	AMELIA /RS.	Pendek	Rendah	Sedikit	<i>Ordinary</i>	Rule 20	<i>Consumers</i>
216239	AMINAH, RS.	Pendek	Rendah	Normal	<i>Ordinary</i>	Rule 16	<i>Ordinary</i>
124577	ANUGERAH AP.	Pendek	Biasa	Normal	<i>Ordinary</i>	Rule 16	<i>Ordinary</i>
124190	APOTEK JOYOBOYO/CV.APOTEK JOYOBOYO	Pendek	Rendah	Sangat Sedikit	<i>Ordinary</i>	Rule 17	<i>Ordinary</i>
243986	AREMA FARMA, AP.	Pendek	Sangat rendah	Sedikit	<i>Ordinary</i>	Rule 20	<i>Consumers</i>
229918	AURA SYIFA, RS.	Pendek	Rendah	Banyak	<i>Big Company</i>	Rule 1	<i>Consumers</i>
124856	BALA KESELAMATAN RS.	Pendek	Rendah	Banyak	<i>Big Company</i>	Rule 1	<i>Big Company</i>
223661	BELLA ELHA, AP.	Pendek	Rendah	Sangat Sedikit	<i>Ordinary</i>	Rule 17	<i>Ordinary</i>
124594	BENGAWAN SOLO AP.	Biasa	Sangat rendah	Sangat Sedikit	<i>Consumers</i>	Rule 14	<i>Ordinary</i>
247946	BETANIA, AP.	Biasa	Sangat rendah	Sangat Sedikit	<i>Consumers</i>	Rule 14	<i>Consumers</i>



<b>Cust_c ode</b>	<b>Cust Name</b>	<b>R</b>	<b>F</b>	<b>M</b>	<b>Label 2015</b>	<b>Rule</b>	<b>Label 2014</b>
216942	BHAYANGKARA NGANJUK, RS.	Biasa	Rendah	Normal	<i>Ordinary</i>	Rule 18	<i>Consumers</i>
255619	BULULAWANG, AP.	Biasa	Sangat rendah	Sangat Sedikit	<i>Consumers</i>	Rule 14	<i>Ordinary</i>
219955	BUNGA MELATI, AP.	Pendek	Rendah	Normal	<i>Ordinary</i>	Rule 16	<i>Ordinary</i>
180957	CATUR FARMA, AP	Pendek	Rendah	Sangat Banyak	<i>Big Company</i>	Rule 2	<i>Ordinary</i>
125550	CHANDRA KURNIAWAN / AP. KEMUNING	Biasa	Sangat rendah	Sedikit	<i>Consumers</i>	Rule 24	<i>Ordinary</i>
125659	DHARMADA AP.	Pendek	Rendah	Normal	<i>Ordinary</i>	Rule 16	<i>Ordinary</i>
124609	DIAN (KPJ) AP.	Pendek	Biasa	Normal	<i>Ordinary</i>	Rule 16	<i>Ordinary</i>
246567	DIAN, AP	Biasa	Sangat rendah	Sedikit	<i>Consumers</i>	Rule 24	<i>Ordinary</i>
175120	Direktur RSUD Dr.Saiful Anwar Malan	Pendek	Biasa	Sangat Banyak	<i>Top Class</i>	Rule 5	<i>Top Class</i>
242863	Dr. BENGGOL, AP.	Biasa	Sangat rendah	Sangat Sedikit	<i>Consumers</i>	Rule 14	<i>Consumers</i>
183799	EFATA, AP	Pendek	Biasa	Banyak	<i>Big Company</i>	Rule 23	<i>Top Class</i>
226426	ELMA FARMA, AP.	Pendek	Rendah	Sedikit	<i>Ordinary</i>	Rule 20	<i>Ordinary</i>

<b>Cust_c ode</b>	<b>Cust_Name</b>	<b>R</b>	<b>F</b>	<b>M</b>	<b>Label 2015</b>	<b>Rule</b>	<b>Label 2014</b>
183889	FARMARIN, AP	Pendek	Rendah	Normal	Ordinary	Rule 16	Ordinary
124664	GUNAWAN JOESOEF / AP SARI MEDIKA	Biasa	Rendah	Sedikit	Ordinary	Rule 25	Ordinary
245011	INSATLASI FARMASI (KRIMS). KL	Pendek	Sangat rendah	Sedikit	Ordinary	Rule 20	Ordinary
125599	INSTALASI FARMASI RS. DR. ISKAK	Pendek	Rendah	Banyak	Big Company	Rule 1	Big Company
236251	K-24 PUNCAK MANDALA, AP.	Pendek	Rendah	Sangat Sedikit	Ordinary	Rule 17	Ordinary
235688	K-24 SOEKARNO HATTA, AP.	Pendek	Rendah	Sedikit	Ordinary	Rule 20	Ordinary
124634	KAWAN AP.	Pendek	Sangat rendah	Sangat Sedikit	Ordinary	Rule 17	Ordinary
124587	KEPANJEN FARMA AP.	Pendek	Rendah	Normal	Ordinary	Rule 16	Ordinary
124637	KIMIA FARMA 210, AP.	Pendek	Tinggi	Sangat Banyak	Top Class	Rule 26	Top Class
158542	KIMIA FARMA APOTEK, PT	Pendek	Sangat rendah	Sangat Sedikit	Ordinary	Rule 17	Consumers
225598	KIMIA FARMA SMAN II, AP.	Pendek	Rendah	Sedikit	Ordinary	Rule 20	Ordinary
223148	LAWANG MEDIKA, RS.	Pendek	Rendah	Normal	Ordinary	Rule 16	Ordinary

<b>Cust_c ode</b>	<b>Cust Name</b>	<b>R</b>	<b>F</b>	<b>M</b>	<b>Label 2015</b>	<b>Rule</b>	<b>Label 2014</b>
124642	MATARAM SEGAR AP.	Pendek	Rendah	Normal	<i>Ordinary</i>	Rule 16	<i>Ordinary</i>
187857	MUTIARA BUNDA, RB	Biasa	Sangat rendah	Sedikit	<i>Consumers</i>	Rule 24	<i>Ordinary</i>
223665	NIKITA, AP.	Pendek	Tinggi	Banyak	<i>Top Class</i>	Rule 26	<i>Top Class</i>
222758	NUSA SARI PHARMA, PT.	Pendek	Rendah	Sangat Banyak	<i>Big Company</i>	Rule 2	<i>Big Company</i>
222758	NUSA SARI PHARMA, PT.	Pendek	Rendah	Sangat Banyak	<i>Big Company</i>	Rule 2	<i>Big Company</i>
125598	ORPEHA RSI.	Pendek	Rendah	Normal	<i>Ordinary</i>	Rule 16	<i>Ordinary</i>
213096	PANDERMAN AP	Pendek	Sangat rendah	Sedikit	<i>Ordinary</i>	Rule 20	<i>Ordinary</i>
124863	PANTI WALOEYO (SAWAHAN) RS.	Pendek	Biasa	Banyak	<i>Big Company</i>	Rule 23	<i>Top Class</i>
124654	PELITA SARI AP.	Pendek	Biasa	Sangat Banyak	<i>Top Class</i>	Rule 5	<i>Top Class</i>
255627	POP MEDIKA, AP.	Pendek	Sangat rendah	Sedikit	<i>Ordinary</i>	Rule 20	<i>Ordinary</i>
249740	PRADHANA 3, AP.	Biasa	Rendah	Sedikit	<i>Ordinary</i>	Rule 25	<i>Ordinary</i>
244898	PT. UNITED DICO CITAS	Pendek	Rendah	Sangat Banyak	<i>Big Company</i>	Rule 2	<i>Big Company</i>



<b>Cust_c ode</b>	<b>Cust_Name</b>	<b>R</b>	<b>F</b>	<b>M</b>	<b>Label 2015</b>	<b>Rule</b>	<b>Label 2014</b>
168136	PUTRA WASPADA, AP	Pendek	Biasa	Sangat Banyak	<i>Top Class</i>	Rule 5	<i>Top Class</i>
252523	PUTRA WASPADA, RS.	Pendek	Rendah	Sangat Sedikit	<i>Ordinary</i>	Rule 17	<i>Ordinary</i>
124022	SEHAT AP.	Pendek	Rendah	Sangat Banyak	<i>Big Company</i>	Rule 2	<i>Big Company</i>
124668	SEJATI AP.	Pendek	Tinggi	Sangat Banyak	<i>Top Class</i>	Rule 26	<i>Top Class</i>
125564	SIDO WARAS AP.	Pendek	Rendah	Normal	<i>Ordinary</i>	Rule 16	<i>Ordinary</i>
196599	SUMBER SENTOSA, RS.	Pendek	Sangat rendah	Sangat Sedikit	<i>Ordinary</i>	Rule 17	<i>Ordinary</i>
224109	TITIAN SEHAT, AP.	Pendek	Rendah	Sangat Banyak	<i>Big Company</i>	Rule 2	<i>Big Company</i>
125459	WULAN AP.	Biasa	Sangat rendah	Banyak	<i>Big Company</i>	Rule 3	<i>Big Company</i>
221974	YOGA, AP.	Pendek	Sangat rendah	Sedikit	<i>Ordinary</i>	Rule 20	<i>Ordinary</i>

Berdasarkan hasil pada tabel 6.12 maka bisa kita lihat bahwa ada 14 perbedaan tingkat loyalitas pelanggan antara tahun 2014 dengan 2015. Jika kita konversi nilai tersebut menjadi persentase maka terdapat 75% pelanggan yang berada pada posisi segmen yang tetap. Kemudian terdapat 14% pelanggan yang mengalami peningkatan posisi segmen dari tahun 2014 ke 2015. Namun ternyata ada 11% pelanggan yang mengalami penurunan posisi.

Berdasarkan hasil pada proses ini maka dengan adanya *rule* maka perusahaan bisa dengan mudah melakukan evaluasi terhadap pelanggan mereka dengan melihat perubahan posisi segmen pelanggan.

#### **6.4.3. Evaluasi dengan Pelanggan Baru Perusahaan**

Tujuan awal dari pembuatan *rule* pada penelitian ini adalah untuk membantu pihak perusahaan dalam mengklasifikasikan pelanggan baru mereka ke dalam 4 segmen pelanggan yang sebelumnya telah dibentuk. Untuk itu dibutuhkan uji coba terhadap hasil *rule* dengan pelanggan baru yang tidak ikut dalam proses segmentasi pelanggan sebelumnya. Pelanggan baru yang dipilih pada tahap uji coba ini terdiri atas pelanggan yang baru menjalin kerja sama dengan perusahaan serta beberapa pelanggan lama yang pada tahun 2014 tidak melakukan pembelian dan baru aktif melakukan pembelian pada awal tahun 2015. Sama seperti pada proses evaluasi *rule* di tahap sebelumnya data yang digunakan adalah data penjualan perusahaan selama 3 bulan di awal tahun 2015 yang dimulai pada bulan Januari hingga bulan Maret.

Evaluasi dilakukan terhadap 14 pelanggan dengan langkah yang hampir sama seperti pada tahap sebelumnya yaitu dimulai dari menghitung nilai RFM pelanggan, mengklasifikasikan pelanggan baru ke dalam segmen pelanggan menggunakan *rule* yang ada, dan terakhir melakukan wawancara terhadap pihak perusahaan apakah hasil klasifikasi tersebut sudah tepat jika dilihat dari karakteristik pelanggan. Hasil dari proses evaluasi ini bisa dilihat pada tabel 6.13.

Tabel 6.13 tabel klasifikasi pelanggan baru

Cust_C ode	Cust_name	Segmen Pelanggan	Rule	Keterangan
184219	ARAYA 2, AP --	Ordinary	Rule 20	Merupakan pelanggan lama yang jarang melakukan transaksi karena ada apotik Araya 1.
124591	BENTOEL PRIMA PT.	Ordinary	Rule 6	Pelanggan lama yang jarang melakukan transaksi karena hubungann yang kurang baik dengan perusahaan
255615	BERGAS FARMA, AP	Ordinary	Rule 17	Pelanggan yang baru menjalin kerja sama dengan perusahaan
185582	CAHAYA SEHAT, AP.	Ordinary	Rule 17	Pelanggan yang baru menjalin kerja sama dengan perusahaan
124611	DINOYO FARMA AP.	Ordinary	Rule 20	Pelanggan lama yang jarang melakukan transaksi.
186482	FITRAH MEDIKA, AP	Ordinary	Rule 20	Pelanggan lama yang jarang melakukan transaksi.
124185	GUNUNG AGUNG 2, AP.	Big Company	Rule 2	Pelanggan lama dan merupakan salah satu dari apotik besar yang ada di Tulungagung. Transaksi biasanya dilakukan di awal tahun.
124621	HIGINA AP.	Consumers	Rule 24	Pelanggan lama yang jarang melakukan transaksi.
227231	HST, AP.	Ordinary	Rule 18	Pelanggan yang baru menjalin kerja sama dengan perusahaan
217808	MALANG EYE CENTRE, AP.	Ordinary	Rule 18	Pelanggan lama yang tidak terlalu sering melakukan transaksi dengan perusahaan.

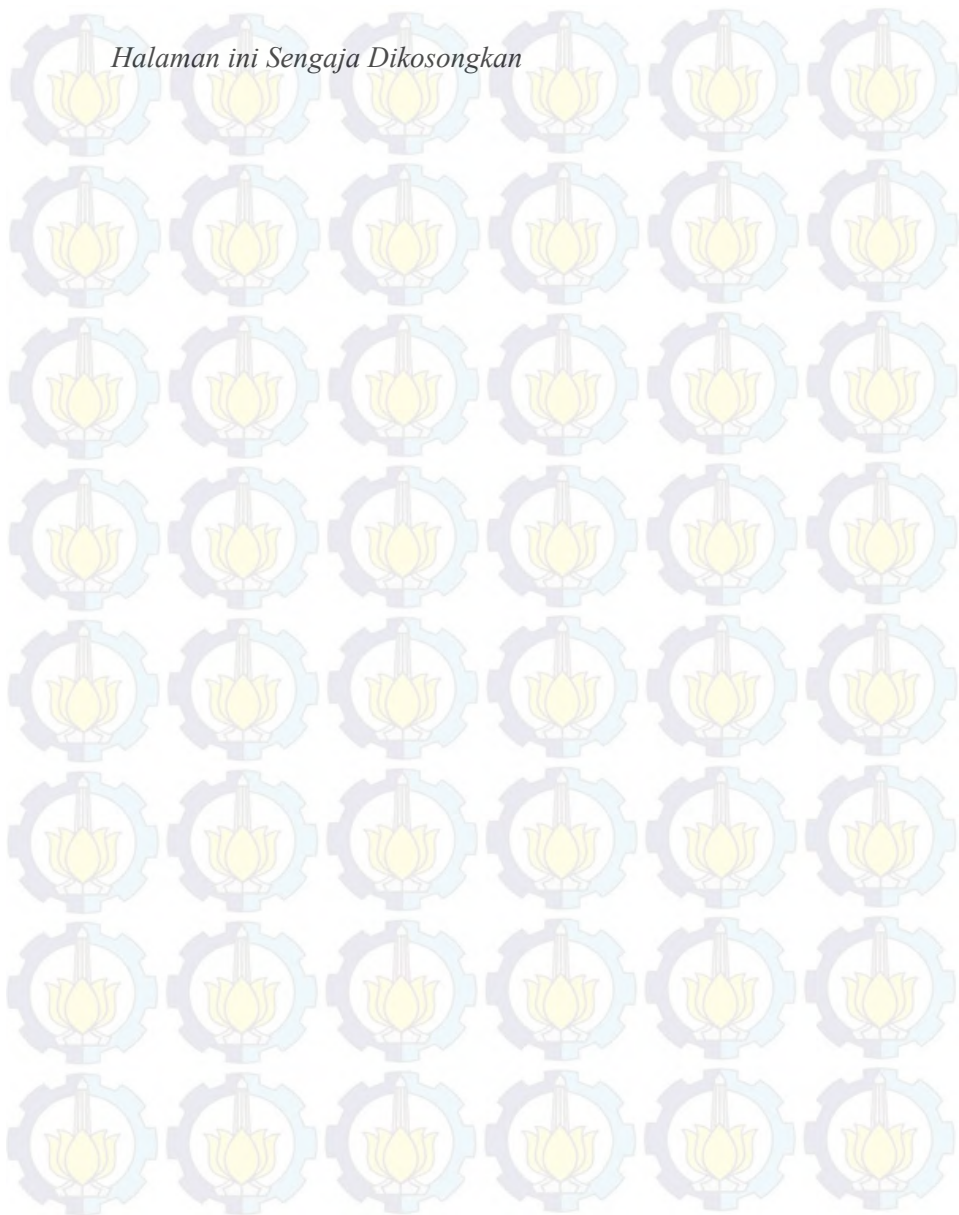


Cust_C ode	Cust_name	Segmen Pelanggan	Rule	Keterangan
124650	PAJAJARAN AP.	<i>Consumers</i>	Rule 14	Pelanggan lama yang jarang melakukan transaksi.
220958	RAHMAT KARUNIA, AP.	<i>Consumers</i>	Rule 14	Pelanggan yang baru menjalin kerja sama dengan perusahaan
124663	SARI AP.	<i>Ordinary</i>	Rule 17	Pelanggan lama yang jarang melakukan transaksi.
254515	SUKACITA, AP.	<i>Consumers</i>	Rule 14	Pelanggan yang baru menjalin kerja sama dengan perusahaan

Jika kita lihat dari hasil evaluasi ini maka terlihat bahwa dari 5 pelanggan baru yang baru saja menjalin kerja sama dengan perusahaan 3 diantaranya berada pada segmen *ordinary* sementara 2 sisanya berada pada segmen *consumers* yang memiliki tingkat loyalitas biasa dan rendah. Hal ini wajar karena mereka merupakan pelanggan baru sehingga masih sangat jarang melakukan transaksi dan jarang bertransaksi dalam nominal yang banyak.

Sementara untuk pelanggan lama yang tidak diikuti pada proses *clustering* ada beberapa penyebab seperti jarang melakukan transaksi sehingga pada 6 bulan terakhir tahun 2014 tidak melakukan transaksi sama sekali ataupun pelanggan yang hanya melakukan pembelian di awal tahun sehingga tidak tercatat datanya pada 6 bulan terakhir di tahun 2014. Mayoritas dari pelanggan lama tersebut ada pada segmen *ordinary*.

*Halaman ini Sengaja Dikosongkan*



## BAB VII KESIMPULAN DAN SARAN

Bab ini berisikan kesimpulan dari hasil penelitian dan juga saran perbaikan untuk penelitian kedepannya beserta masalah yang dihadapi selama mengerjakan penelitian tugas akhir ini.

### 7.1. Kesimpulan

Beberapa kesimpulan yang bisa diambil dari penelitian tugas akhir ini adalah:

1. Berdasarkan hasil *clustering* dengan metode Ward dan K-Means jumlah Segmen Pelanggan yang dimiliki oleh PT.Abbott Indonesia Tbk cabang Malang adalah 4 klaster / segmen pelanggan dari keseluruhan jumlah pelanggan sebanyak 170.
2. Pelanggan dengan tipe rumah sakit dan pedagang besar farmasi lebih suka bertransaksi dalam jumlah besar sekaligus dalam satu waktu.
3. Terdapat 43 pelanggan dengan tingkat loyalitas rendah. Mereka adalah pelanggan yang berada di kelas *consumers* dan sebagian besar berada di luar area kota Malang yang disebabkan karena pihak tim *medical representative* jarang melakukan kunjungan dan *follow up*.
4. Perusahaan hanya memiliki 22 pelanggan dengan loyalitas sangat tinggi yang berarti hanya 12.9% dari keseluruhan jumlah pelanggan. Perusahaan perlu menentukan strategi pemasaran dan sistem penjualan yang lebih baik untuk menambah jumlah pelanggan pada kelas ini.
5. Dilihat dari nilai RFM nya pelanggan yang berada di kelas *consumers* / loyalitas rendah memiliki nilai ***recency* jauh, *frequency* sangat rendah dan *monetary* sangat sedikit.**



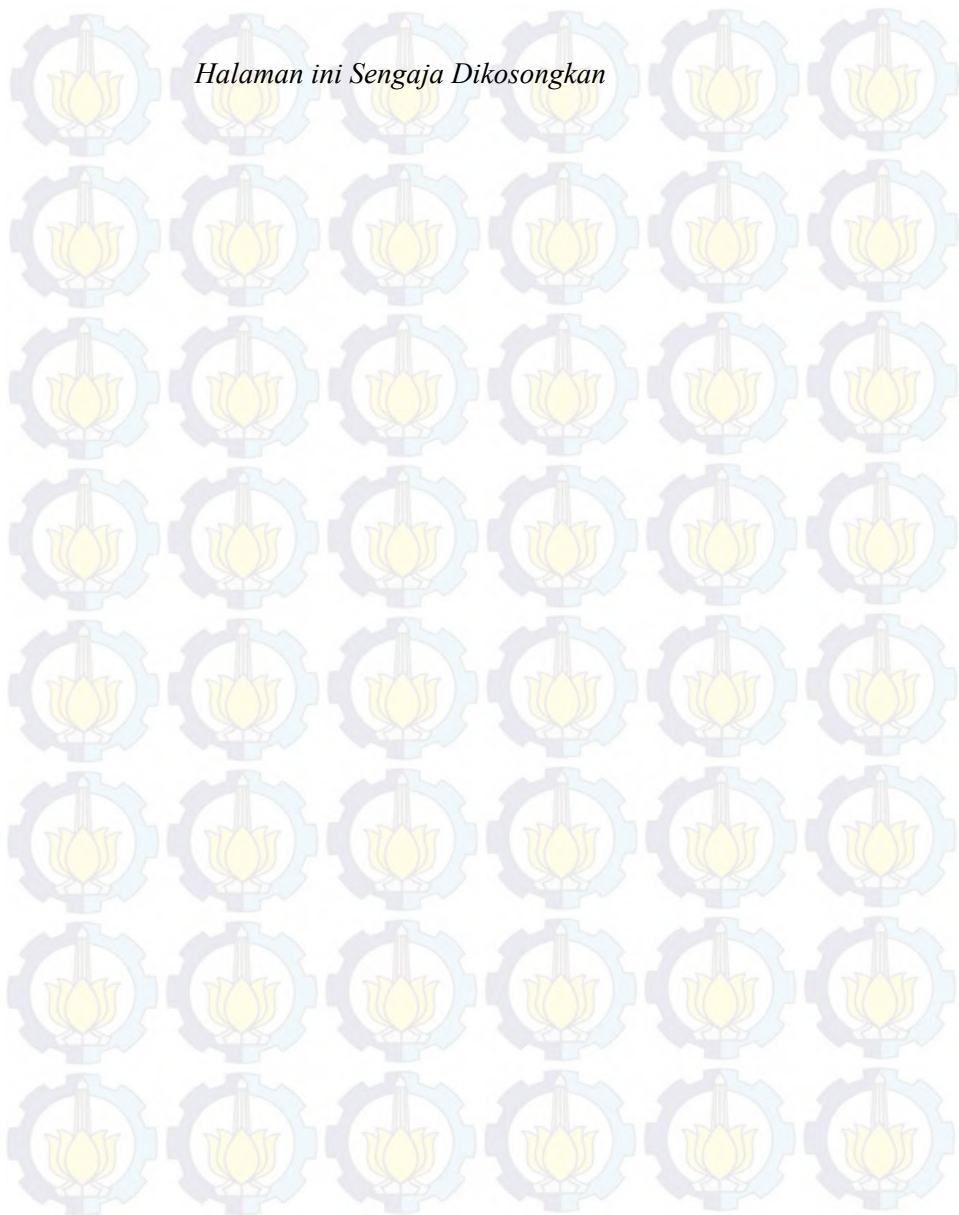
6. Dilihat dari nilai RFM nya pelanggan yang berada di kelas *ordinary* / loyalitas biasa memiliki nilai ***recency pendek, frequency rendah dan monetary sedikit***.
7. Dilihat dari nilai RFM nya pelanggan yang berada di kelas *big company* / loyalitas tinggi memiliki nilai ***recency pendek, frequency rendah dan monetary banyak***.
8. Dilihat dari nilai RFM nya pelanggan yang berada di kelas *top class* / loyalitas sangat tinggi memiliki nilai ***recency sangat pendek, frequency tinggi dan monetary sangat banyak***.
9. Karakteristik pelanggan ditentukan oleh informasi mengenai lokasi/tempat, tipe pelanggan, waktu transaksi pelanggan dan nilai RFM pelanggan.
10. Aturan (*rule*) untuk mengklasifikasikan pelanggan baru ataupun pelanggan lama ke dalam segmen pelanggan berjumlah 31 aturan dengan tingkat akurasi sebesar 94% berdasarkan *software* ROSETTA. Dalam pembuatan *rule* 170 data pada tabel keputusan dibagi menjadi dua jenis data, yakni 67% untuk data latih dan 33% untuk data uji.
11. Aturan (*rule*) yang terbentuk mampu mengklasifikasi pelanggan lama di tahun 2015
12. Aturan (*rule*) mampu mengklasifikasi 6 pelanggan baru yang dimiliki perusahaan pada awal tahun 2015 ke dalam segmen pelanggan dan mampu mengklasifikasi beberapa pelanggan lama yang tidak diikutsertakan pada proses segmentasi pelanggan sebelumnya.

## 7.2. Saran

Saran yang dapat dipertimbangkan untuk pengembangan tugas akhir ini yaitu:

1. Untuk tipe perusahaan dengan tipe *indirect customers* seperti ini perlu diadakan analisis lebih dalam lagi mengenai pertimbangan setiap pelanggan dalam melakukan pembelian produk.
2. Perlu ditambahkan atribut selain *recency*, *frequency* dan *monetary* yang digunakan dalam *clustering* untuk menentukan segmentasi pelanggan dengan variabel *Location* yaitu lokasi perusahaan dan jaraknya dari perusahaan untuk bisa memperdalam analisis penentuan karakteristik pelanggan.
3. Akan lebih baik ditambahkan visualisasi untuk hasil segmentasi pelanggan untuk mempermudah analisis dari pihak peneliti dan mempermudah pemahaman bagi pihak perusahaan.
4. Bisa dibuat sebuah aplikasi untuk melakukan klasifikasi pelanggan berdasarkan *rule* yang sudah tersedia pada penelitian ini untuk mempermudah pihak perusahaan dalam melakukan klasifikasi.

*Halaman ini Sengaja Dikosongkan*

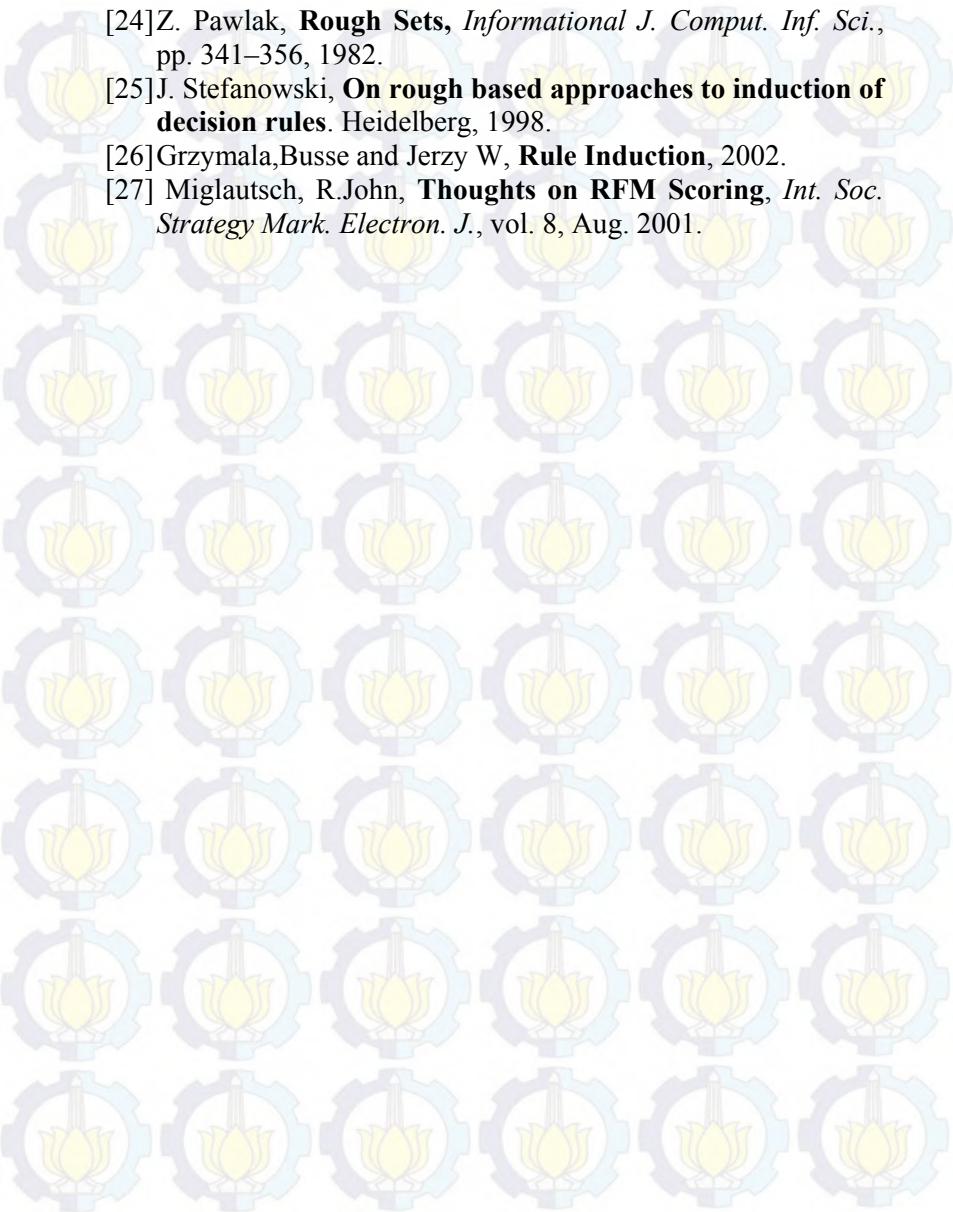




## DAFTAR PUSTAKA

- [1] Al Hijriyah, Wakhidah, “Industri Farmasi: 30 Pasar Farmasi Masih dikuasai Asing,” *Solopos*, 07-Nov-2013,<<http://www.solopos.com/2013/11/07/industri-farmasi-30-pasar-farmasi-masih-dikuasai-asing-463200>>.
- [2] Moh Bambang, Pamungkas, “Peluang Besar di Industri Farmasi 2014,” *Pharma Indonesia*, 12-May-2013,<<http://pharmacommunity.blogspot.com/2013/05/peluang-besar-di-industri-farmasi-2014.html>>.
- [3] Kalbe Farma Tbk, “Materic Public Expose,” Jakarta, 2013.
- [4] Moh Bambang, Pamungkas, “Tugas *Medical representative*,” *Professional medical representative*, 01-Feb-2013,<<http://ayahsafa.blogspot.com/2013/02/tugas-medical-representative-menjaga.html>>.
- [5] M. B. Pamungkas, “Tugas Medreps Mengelola Area Coverage,” *Professional Medical representative*, Feb-2013,<<http://ayahsafa.blogspot.com/2013/02/tugas-medreps-mengelola-area-coverage.html>>.
- [6] Ngai, E.W.T, Li Xiu, and Chau. D.C.K, ***Application Of Data Mining Technique in Customer Reationship Management: A Literature Review and Classification***, 2009, pp. 2592–2602.
- [7] Shui Hua Han, Shui Xiu Lu, and Stephen C.H. Leung, ***Segmentation of telecom customers based on customer value by decision tree model***, *Expert Syst. Appliations*, 2012,pp. 3964–3973.
- [8] Ching Hsue Cheng and You Shyang Chen, ***Classifying the segmentation of customer value via RFM model and RS theory***, *Expert Syst. Appliations*, vol. 36, 2009,pp. 4176–4184.
- [9] Beomsoo Shim, Keunho Choi, and Yongmoo Suh, ***CRM strategies for a small-sized online shopping mall based on association rules***, *Expert Syst. Appl.*,2012,pp. 7736–7741.
- [10] Jo Ting Wei, Shin Yen Ling, and Hsin Hung Wu, ***A Review of the Application of RFM Model***, *Acad. J*,2010.

- [11]Peppers,Don and Martha Rogers, ***Managing Customer relationships : Second Edition***, 2nd ed. John Wiley & Sons, Inc, 2011.
- [12]Hughes, A.M, ***Strategic Database marketing***, Probus Publishing Company, 1994.
- [13]Ju Wu and Zhen Lin, ***Research on customer segmentation model by clustering***, 2005.
- [14]Stone,B, ***Successful direct marketing methods***, Lincolnwood: NTC Business Books, 1995.
- [15]Ward,J.J, **Hierarchical Grouping to Optimize an Objective Function**, *J. Am. Stat. Assoc.*, vol. 58, no. 301, pp. 236–244, 1963.
- [16]S. Oktavia, M. N. Mara, and N. Satyahadewi, **Pengelompokan Kinerja Dosen Jurusan Matematika FMIPA UNTAN Berdasarkan Penilaian Mahasiswa Menggunakan Metode Ward**, *Bul. Ilm. Mat Stat Dan Ter.*, vol. 2, pp. 93–100, 2013.
- [17]Murtagh,Fionn and Legendre,Pierre, **Ward’s Hierarchical Clustering Method: Clustering Criterion and Agglomerative Algorithm**, Dec. 2011.
- [18]Saitta, Sandro, B. Raphael, and I. Smith, **A Bounded Index for Cluster Validity**, 2008.
- [19]ILC,Nejc, **Modified Dunn’s cluster validity index based on graph theory**, *PRZEGLAD ELEKTROTECHNICZNY*, pp. 126–131, Feb. 2012.
- [20]Setyobudi,Bambang, **Application of Segmentation in Determining Policy Analysis marketing Strategy**, pp. 124–132, 2011.
- [21]Kotler,Philip, ***marketing Management, Millenium Edition***, Custom. USA: Pearson Custom, 2002.
- [22] Scridon,Mircea Andrei, **Understanding Customers - Profiling and Segmentation**, pp. 175–184, 2008.
- [23]Relita, Buaton, ***15 metode menyelesaikan data mining, sistem pakar dan sistem pendukung keputusan***, Medan, 2014.

- 
- [24] Z. Pawlak, **Rough Sets**, *Informational J. Comput. Inf. Sci.*, pp. 341–356, 1982.
- [25] J. Stefanowski, **On rough based approaches to induction of decision rules**. Heidelberg, 1998.
- [26] Grzymala, Busse and Jerzy W, **Rule Induction**, 2002.
- [27] Miglautsch, R. John, **Thoughts on RFM Scoring**, *Int. Soc. Strategy Mark. Electron. J.*, vol. 8, Aug. 2001.



## LAMPIRAN A

### NILAI RFM PELANGGAN

<b>Customer Code</b>	<b>Customer Name</b>	<b>frequency</b>	<b>monetary</b>	<b>Recency</b>
251291	# Abiel Panggung, Ap	1	Rp375,455	138
241769	# Aisyiyah Rs	10	Rp37,336,703	22
259192	# Aminah, Rs	1	Rp2,662,400	12
226598	# Angkasa Tanjung Agung/Arjasa I, A	3	Rp1,463,638	82
254952	# Aura Syifa, Rs	1	Rp1,790,400	117
248051	# Bala Keselamatan Rs	2	Rp2,943,000	33
243788	# Bhayangkara Nganjuk, Rs	1	Rp792,728	112
219465	# Bhayangkara Rs	9	Rp45,069,182	35
219955	# Bunga Melati, Ap	2	Rp2,315,457	18
219442	# Dewa,Ap	18	Rp1,635,986,004	15
219449	# Dharmada Ap	3	Rp8,068,600	14
219427	# Direktur Rsud Dr.Saiful Anwar Mal	21	Rp379,369,018	2
219429	# Farmasi Rs. Panti Nirmala Inst.	1	Rp317,800	36
219466	# Gambiran, Rsu Unit Swadana Daerah	3	Rp7,034,002	36
259193	# Inst Farmasi Era Medika, Rs.	5	Rp9,105,400	45
259919	# Instalasi Farmasi Dr Soedomo	5	Rp60,938,160	63
235587	# Instalasi Farmasi Rs. Dr. Iskak	7	Rp195,116,400	64
252828	# Instalasi Farmasi Rsi Unisma	6	Rp9,261,500	28
219434	# Instalasi Farmasi Rsj Lawang	4	Rp91,540,000	34
219453	# Irma Mulia Ap. (Maryono)	1	Rp746,000	128
219450	# Ismangil Ii Ap.. Dr.	5	Rp6,365,092	78
219441	# Kanjuruhan Kepanjen, Rsud.	9	Rp45,744,655	20
219472	# Lawang Ap	9	Rp853,779,510	19
224510	# Marsudi Waluyo Rs	5	Rp6,463,893	6

<b>Customer Code</b>	<b>Customer Name</b>	<b>frequency</b>	<b>monetary</b>	<b>Revenue</b>
219435	# Mitra Askarya, Ap	2	Rp5,956,600	100
222800	# Mitro Rahardjo, Ap	2	Rp6,999,200	36
219469	# Nganjuk Rsu	8	Rp61,361,500	37
219451	# Ngudi Waluyo - Wlingi, Rsud	6	Rp83,842,896	51
219433	# Paru /Rs Batu	7	Rp19,851,620	15
246195	# Perkebunan Nusantara Xi (Persero)	7	Rp10,265,036	23
219456	# Persada I Ap	20	Rp62,702,750	6
249732	# Punden Sehat Ap	1	Rp1,492,000	91
234502	# Puspa Indah Farma, Ap.	1	Rp2,943,000	19
219445	# Rsd Mardi Waluyo	6	Rp48,802,000	50
259198	# Rsud Lawang	5	Rp10,444,000	26
219458	# Rsud Pare (Revolving)	2	Rp19,280,000	113
219431	# Sehat Ap	8	Rp1,091,684,800	63
219443	# Seruni Blitar, Pt	1	Rp1,744,000	82
219447	# Sido Waras Ap	3	Rp30,752,000	79
258821	# Soepraen Dr, Rs	2	Rp38,023,500	41
246519	# Toeloengredjo Rs	9	Rp11,176,800	9
254535	# Wawa Husada, Rs	9	Rp20,040,800	14
219457	# Wulan Ap	8	Rp854,698,890	2
222283	# Yay. Rumah Sakit Baptis Batu	1	Rp13,080,000	14
221595	Adi Buana Citra Dharmala, Pt.	2	Rp9,243,500	44
124257	Ahmad Dahlan Muhammadiyah Kediri, R	2	Rp1,492,000	3
124855	Aisyiyah Rs	23	Rp18,664,700	37
259480	Amanda, Rsia	3	Rp1,010,000	28
125474	Amelia /Rs.	2	Rp606,000	59
125446	Amelia Farma Ap.	1	Rp123,000	45
216239	Aminah, Rs	8	Rp6,714,000	43

<b>Customer Code</b>	<b>Customer Name</b>	<b>frequency</b>	<b>monetary</b>	<b>Revenue</b>
256718	Andhika As Syifak, Pt	1	Rp404,000	61
124577	Anugerah Ap	7	Rp3,022,600	2
124190	Apotek Joyoboyo/Cv.Apotek Joyoboyo	2	Rp1,584,600	49
243986	Arema Farma, Ap	2	Rp1,058,000	105
229918	Aura Syifa, Rs	1	Rp240,100	70
124607	Avisena Unisma, Ap	1	Rp606,000	151
124856	Bala Keselamatan Rs	7	Rp9,934,200	33
179366	Batu Sehat,Ap	1	Rp149,200	169
223661	Bella Elha, Ap	9	Rp1,641,200	37
124594	Bengawan Solo Ap	7	Rp2,727,800	2
124591	Bentoel Prima Pt	3	Rp11,132,400	41
247946	Betania, Ap	3	Rp2,059,750	117
236617	Bethek Farma, Ap	2	Rp7,688,600	63
216942	Bhayangkara Nganjuk, Rs	3	Rp2,984,000	166
124259	Bhayangkara Rs	2	Rp909,600	36
226616	Bta, Ap	1	Rp264,100	107
255619	Bululawang, Ap	2	Rp440,100	22
219955	Bunga Melati, Ap	3	Rp2,905,100	3
181805	Cakra Farma, Ap	1	Rp638,700	125
180957	Catur Farma, Ap	4	Rp7,006,500	1
125550	Chandra Kurniawan / Ap. Kemuning	2	Rp736,900	14
182413	Dewa, Ap	4	Rp37,962,625	12
125659	Dharmada Ap.	2	Rp1,056,400	14
124609	Dian (Kpj) Ap	11	Rp2,140,500	14
246567	Dian, Ap	3	Rp5,232,000	36
175120	Direktur Rsud Dr.Saiful Anwar Malan	23	Rp53,060,450	14
242863	Dr. BENGGOL, AP	2	Rp404,000	111



<b>Customer Code</b>	<b>Customer Name</b>	<b>frequency</b>	<b>monetary</b>	<b>Revenue</b>
226430	Dr. Ety Asharto Batu	1	Rp176,000	146
183799	Efata, Ap	24	Rp18,794,700	16
226426	Elma Farma, Ap	4	Rp3,399,000	51
183889	Farmarin, Ap	2	Rp1,551,800	72
124862	Farmasi Rs. Panti Nirmala Inst.	34	Rp20,534,350	1
223387	Gleduk, Ap	1	Rp702,200	126
124618	Griya Medika /Ap	2	Rp948,000	169
124664	Gunawan Joesoef / Ap Sari Medika	3	Rp1,608,950	33
124187	Hayam Wuruk Ap.	1	Rp981,000	21
124620	Hidup Ap	2	Rp472,800	48
245011	Insatlas Farmasi (Krimis). Kl	5	Rp2,846,800	28
124860	Inst Farm Melati Husada, Rsia.	13	Rp9,243,500	3
223005	Inst Farmasi Era Medika, Rs.	5	Rp4,360,000	10
181805	Inst. Far Kri Cakra Husada, Kl.	4	Rp2,467,200	15
233035	Inst. Farm. Fauziah, Rsia	1	Rp404,000	168
214762	Inst. Farmasi Rs. Prima Husada	2	Rp1,550,000	127
259290	Inst.Farm.Persada Hospital	9	Rp10,317,200	17
125599	Instalasi Farmasi Rs. Dr. Iskak	7	Rp55,596,000	70
174361	Instalasi Farmasi Rsab Kasih Bunda	5	Rp11,884,500	6
124607	Instalasi Farmasi Rsi Unisma	19	Rp14,251,200	3
206200	Instalasi Farmasi Rsj Lawang	1	Rp1,234,300	124
252525	Jingga Farma, Ap	4	Rp937,250	97
254065	K-24 Gatot Subroto, Ap	1	Rp472,800	132
236251	K-24 Puncak Mandala, Ap	5	Rp996,100	10
235688	K-24 Soekarno Hatta, Ap	3	Rp499,000	24
124627	Kamilia Ap	4	Rp1,056,400	10
193142	Kanjuruhan Kepanjen, Rsud	1	Rp895,200	140

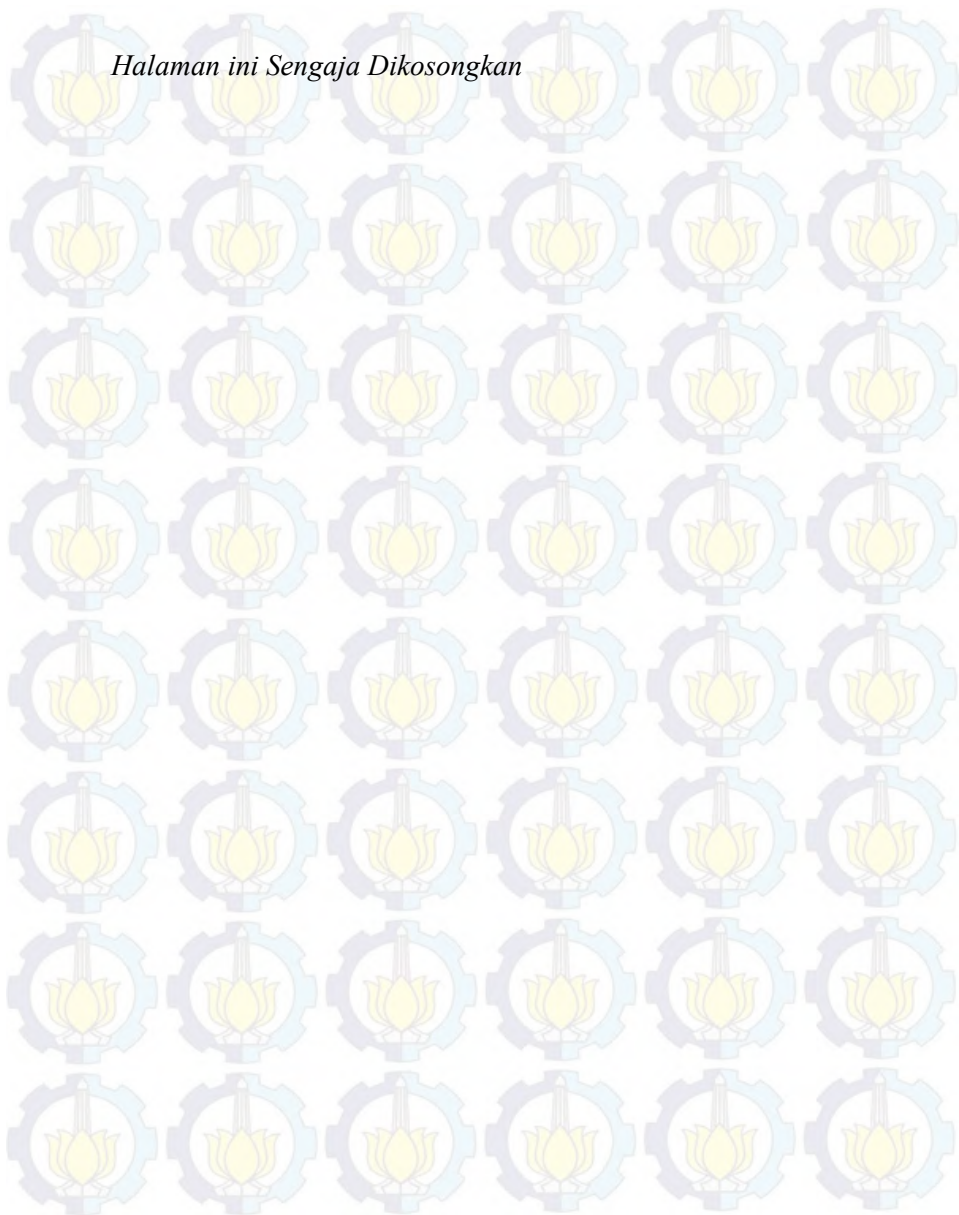
<b>Customer Code</b>	<b>Customer Name</b>	<b>frequency</b>	<b>monetary</b>	<b>Revenue</b>
124634	Kawan Ap	8	Rp4,028,600	28
124635	Kawi Ap	2	Rp1,046,500	9
124193	Kediri, Cv., Ap	1	Rp180,850	164
124587	Kepanjen Farma Ap	3	Rp1,193,600	10
124637	Kimia Farma 210, Ap	53	Rp72,584,250	2
158542	Kimia Farma Apotek, Pt	1	Rp155,000	149
225598	Kimia Farma Sman Ii, Ap.	4	Rp2,894,350	12
124405	Lawang Ap.	2	Rp1,141,600	15
223148	Lawang Medika, Rs	16	Rp7,818,300	2
124861	Marsudi Waluyo Rs.	2	Rp2,020,000	79
124642	Mataram Segar Ap	7	Rp2,677,300	12
124860	Melati Husada Rsbk	3	Rp1,320,500	104
234310	Multi Farma, Ap.	1	Rp532,800	6
187857	Mutiara Bunda, Rb	8	Rp4,367,600	6
223665	Nikita, Ap	57	Rp30,107,400	3
222758	Nusa Sari Pharma, Pt	10	Rp118,939,450	15
124648	Nusakambangan Ap.	2	Rp1,507,600	28
125598	Orpeha Rsi	8	Rp5,113,600	3
213096	Panderman Ap. / Teguh Wahyu Sardjon	4	Rp4,936,900	26
125317	Panggung Farma Ap	3	Rp1,207,000	108
124863	Panti Waloeoyo (Sawahan) Rs	26	Rp10,623,850	15
124654	Pelita Sari Ap	23	Rp23,846,950	8
124653	Pelita Sejahtera Ap	2	Rp6,570,450	106
124638	Perkebunan Nusantara Xi (Persero)	42	Rp22,039,200	1
125453	Persada Ii Ap	1	Rp351,100	101
255627	Pop Medika, Ap	5	Rp2,457,700	27
249740	Pradhana 3, Ap.	3	Rp2,616,000	28

<b>Customer Code</b>	<b>Customer Name</b>	<b>frequency</b>	<b>monetary</b>	<b>Revenue</b>
225664	Prasetya Husada, Rs	1	Rp981,000	106
216861	Puncak, Ap	29	Rp14,261,400	9
235692	Puri Galeri, Ap	18	Rp55,660,500	8
233804	Puspa Indah Farma, Ap	2	Rp1,962,000	134
168136	Putra Waspada, Ap	24	Rp46,890,600	12
252523	Putra Waspada, Rs	14	Rp2,623,400	10
220958	Rahmat Karunia, Ap.	2	Rp176,000	3
224056	Refa Husada, Ap.	1	Rp202,000	31
124656	Rhema Delapan Ap.	4	Rp1,448,300	9
123938	Rsd Mardi Waluyo	1	Rp1,744,000	111
124865	Rsia Hermina Tangkuban Perahu	34	Rp60,311,750	1
223667	Rsia Puri Bunda, Ap	11	Rp27,730,500	3
216567	Sahabat Jaya, Ap	1	Rp1,446,800	115
125542	Santoso Mangun Karyo / Bhakti S, Ap	4	Rp931,400	127
234962	Sarangan Medika, Ap.	2	Rp1,277,400	16
124204	Sehat Ap	8	Rp7,427,150	6
124668	Sejati Ap	32	Rp127,882,750	1
123902	Seruni Blitar, Pt	7	Rp4,730,600	17
125564	Sido Waras Ap	3	Rp1,630,500	48
124669	Sinar Kencana Ap	3	Rp3,961,500	92
196750	Siti Miriam, Rsb	3	Rp826,600	118
234910	Sriti, Ap.	5	Rp8,164,200	8
124675	Sukun Farma Ap	3	Rp574,100	36
125662	Sumber Sehat Ap	1	Rp351,100	127
196599	Sumber Sentosa, Rs	3	Rp1,320,500	23
124211	Tasia Farma /Ap	1	Rp532,800	134
215729	Teja Husada Farma, Ap	1	Rp298,400	175



<b>Customer Code</b>	<b>Customer Name</b>	<b>frequency</b>	<b>monetary</b>	<b>Revenue</b>
256153	Telemedika Farma 17, Ap	4	Rp5,534,000	29
224109	Titian Sehat, Ap	5	Rp21,117,500	8
244898	United Dico Citas Cabang Malang, Pt	1	Rp30,665,800	99
262358	Univ. Muhammadiyah Malang, Rs	4	Rp2,458,100	23
213084	Wawa Husada, Rs	20	Rp101,401,800	8
124409	Wijaya Ap	1	Rp453,600	56
214734	Wr. Supratman, Ap	3	Rp2,616,000	77
125459	Wulan Ap	2	Rp14,159,200	108
124258	Yay.Rumah Sakit Baptis	8	Rp9,847,200	21
124034	Yay.Rumah Sakit Baptis Batu	1	Rp1,744,000	174
221974	Yoga, Ap	1	Rp981,000	160

*Halaman ini Sengaja Dikosongkan*



## LAMPIRAN B

### NILAI KUANTITATIF RFM PELANGGAN

Customer Code	Customer Name	frequency	monetary	Recency	RFM Total
251291	# Abiel Panggung, Ap	1	1	5	5
241769	# Aisyiyah Rs	2	3	2	5.4
259192	# Aminah, Rs	1	3	2	4.9
226598	# Angkasa Tanjung Agung/Arjasa I, A	2	2	3	5.1
254952	# Aura Syifa, Rs	1	2	4	5.3
248051	# Bala Keselamatan Rs	2	3	2	5.4
243788	# Bhayangkara Nganjuk, Rs	1	1	4	4.3
219465	# Bhayangkara Rs	3	3	2	5.9
219955	# Bunga Melati, Ap	2	3	2	5.4
219442	# Dewa, Ap	4	5	2	8.4
219449	# Dharmada Ap	2	4	2	6.4
219427	# Direktur Rsud Dr.Saiful Anwar Mal	4	5	1	7.7
219429	# Farmasi Rs. Panti Nirmala Inst.	1	1	2	2.9
219466	# Gambiran, Rsu Unit Swadana Daerah	2	3	2	5.4
259193	# Inst Farmasi Era Medika, Rs.	2	4	2	6.4
259919	# Instalasi Farmasi Dr Soedomo	2	4	3	7.1
235587	# Instalasi Farmasi Rs. Dr. Iskak	2	5	3	8.1
252828	# Instalasi Farmasi Rsi Unisma	2	4	2	6.4
219434	# Instalasi Farmasi Rsj Lawang	2	5	2	7.4
219453	# Irma Mulia Ap. (Maryono)	1	1	4	4.3
219450	# Ismangil Ii Ap., Dr.	2	3	3	6.1
219441	# Kanjuruhan Kepanjen, Rsud.	3	5	2	7.9



## B-2

Customer Code	Customer Name	frequency	monetary	Recency	RFM Total
219472	# Lawang Ap	3	5	2	7.9
224510	# Marsudi Waluyo Rs	2	3	1	4.7
219435	# Mitra Askarya, Ap	2	3	3	6.1
222800	# Mitro Rahardjo, Ap	2	3	2	5.4
219469	# Nganjuk Rsu	2	5	2	7.4
219451	# Ngudi Waluyo - Wlingi, Rsud	2	5	2	7.4
219433	# Paru /Rs Batu	2	4	2	6.4
246195	# Perkebunan Nusantara Xi (Persero)	2	4	2	6.4
219456	# Persada I Ap	3	5	1	7.2
249732	# Punden Sehat Ap	1	2	3	4.6
234502	# Pusp Indah Farma, Ap.	1	3	2	4.9
219445	# Rsd Mardi Waluyo	2	5	2	7.4
259198	# Rsud Lawang	2	4	2	6.4
219458	# Rsud Pare (Revolving)	2	4	4	7.8
219431	# Sehat Ap	2	5	3	8.1
219443	# Seruni Blitar, Pt	1	2	3	4.6
219447	# Sido Waras Ap	2	5	3	8.1
258821	# Soepraoen Dr, Rs	2	5	2	7.4
246519	# Toeloengredjo Rs	3	4	1	6.2
254535	# Wawa Husada, Rs	3	4	2	6.9
219457	\\# Wulan Ap	2	5	1	6.7
222283	# Yay. Rumah Sakit Baptis Batu	1	4	2	5.9
221595	Adi Buana Citra Dharmala, Pt.	2	4	2	6.4
124257	Ahmad Dahlan Muhammadiyah Kediri, R	2	2	1	3.7
124855	Aisyiyah Rs	4	4	2	7.4

Customer Code	Customer Name	frequency	monetary	Recency	RFM Total
259480	Amanda, Rsia	2	2	2	4.4
125474	Amelia /Rs.	2	1	3	4.1
125446	Amelia Farma Ap.	1	1	2	2.9
216239	Aminah, Rs	2	3	2	5.4
256718	Andhika As Syifak, Pt	1	1	3	3.6
124577	Anugerah Ap	2	3	1	4.7
124190	Apotek Joyoboyo/Cv.Apotek Joyoboyo	2	2	2	4.4
243986	Arema Farma, Ap	2	2	4	5.8
229918	Aura Syifa, Rs	1	1	3	3.6
124607	Avisena Unisma, Ap	1	1	5	5
124856	Bala Keselamatan Rs	2	4	2	6.4
179366	Batu Sehat,Ap	1	1	5	5
223661	Bella Elha, Ap	3	2	2	4.9
124594	Bengawan Solo Ap	2	3	1	4.7
124591	Bentoel Prima Pt	2	4	2	6.4
247946	Betania, Ap	2	2	4	5.8
236617	Bethek Farma, Ap	2	4	2	6.4
216942	Bhayangkara Nganjuk, Rs	2	3	5	7.5
124259	Bhayangkara Rs	2	2	2	4.4
226616	Bta, Ap	1	1	4	4.3
255619	Bululawang, Ap	2	1	2	3.4
219955	Bunga Melati, Ap	2	3	1	4.7
181805	Cakra Farma, Ap	1	1	4	4.3
180957	Catur Farma, Ap	2	3	1	4.7
125550	Chandra Kurniawan / Ap. Kemuning	2	1	2	3.4
182413	Dewa, Ap	2	5	2	7.4

Customer Code	Customer Name	frequency	monetary	Recency	RFM Total
125659	Dharmada Ap.	2	2	2	4.4
124609	Dian (Kpi) Ap	3	2	2	4.9
246567	Dian, Ap	2	3	2	5.4
175120	Direktur Rsud Dr.Saiful Anwar Malan	4	5	2	8.4
242863	Dr. BENGGOL, AP	2	1	4	4.8
226430	Dr. Etty Asharto Batu	1	1	5	5
183799	Efata, Ap	4	4	2	7.4
226426	Elma Farma, Ap	2	3	2	5.4
183889	Farmarin, Ap	2	2	3	5.1
124862	Farmasi Rs. Panti Nirmala Inst.	5	5	1	8.2
223387	Gleduk, Ap	1	1	4	4.3
124618	Griya Medika /Ap	2	2	5	6.5
124664	Gunawan Joesoef / Ap Sari Medika	2	2	2	4.4
124187	Hayam Wuruk Ap.	1	2	2	3.9
124620	Hidup Ap	2	1	2	3.4
245011	Insatiasi Farmasi (Krim). Kl	2	3	2	5.4
124860	Inst Farm Melati Husada, Rsia.	3	4	1	6.2
223005	Inst Farmasi Era Medika, Rs.	2	3	2	5.4
181805	Inst. Far Kri Cakra Husada, Kl.	2	3	2	5.4
233035	Inst. Farm. Fauziah, Rsia	1	1	5	5
214762	Inst. Farmasi Rs. Prima Husada	2	2	4	5.8
259290	Inst.Farm.Persada Hospital	3	4	2	6.9
125599	Instalasi Farmasi Rs. Dr. Iskak	2	5	4	8.8
174361	Instalasi Farmasi Rsab Kasih Bunda	2	4	1	5.7



Customer Code	Customer Name	frequency	monetary	Recency	RFM Total
124607	Instalasi Farmasi Rsi Unisma	3	4	1	6.2
206200	Instalasi Farmasi Rsj Lawang	1	2	4	5.3
252525	Jingga Farma, Ap	2	2	3	4.1
254065	K-24 Gatot Subroto, Ap	1	1	4	4.3
236251	K-24 Puncak Mandala, Ap	2	2	2	4.4
235688	K-24 Soekarno Hatta, Ap	2	1	2	3.4
124627	Kamilia Ap	2	2	2	4.4
193142	Kanjuruhan Kepanjen, Rsud	1	1	5	5
124634	Kawan Ap	2	3	2	5.4
124635	Kawi Ap	2	2	1	3.7
124193	Kediri, Cv., Ap	1	1	5	5
124587	Kepanjen Farma Ap	2	2	2	4.4
124637	Kimia Farma 210, Ap	5	5	1	8.2
158542	Kimia Farma Apotek, Pt	1	1	5	5
225598	Kimia Farma Sman Ii, Ap.	2	3	2	5.4
124405	Lawang Ap.	2	2	2	4.4
223148	Lawang Medika, Rs	3	3	1	5.2
124861	Marsudi Waluyo Rs.	2	2	3	5.1
124642	Mataram Segar Ap	2	3	2	5.4
124860	Melati Husada Rsbk	2	2	4	5.8
234310	Multi Farma, Ap.	1	1	1	2.2
187857	Mutiara Bunda, Rb	2	3	1	4.7
223665	Nikita, Ap	5	5	1	8.2
222758	Nusa Sari Pharma, Pt	3	5	2	7.9
124648	Nusakambangan Ap.	2	2	2	4.4
125598	Orpeha Rsi	2	3	1	4.7

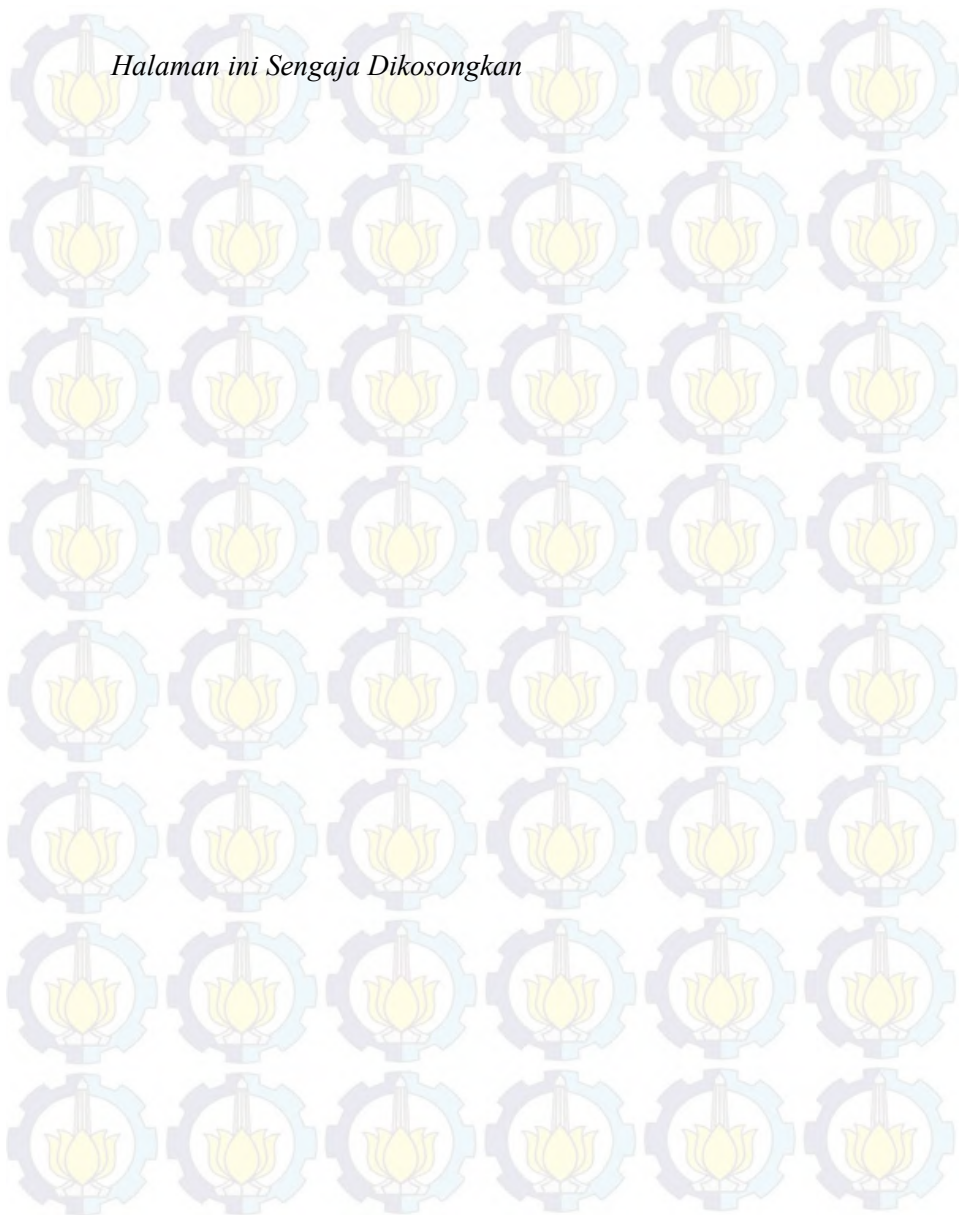
## B-6

Customer Code	Customer Name	frequency	monetary	Recency	RFM Total
213096	Panderman Ap. / Teguh Wahyu Sardjon	2	3	2	5.4
125317	Panggung Farma Ap	2	2	4	5.8
124863	Panti Waloeoyo (Sawahen) Rs	4	4	2	7.4
124654	Pelita Sari Ap	4	5	1	7.7
124653	Pelita Sejahtera Ap	2	3	4	6.8
124638	Perkebunan Nusantara Xi (Persero)	5	5	1	8.2
125453	Persada Ii Ap	1	1	4	4.3
255627	Pop Medika, Ap	2	3	2	5.4
249740	Pradhana 3, Ap.	2	3	2	5.4
225664	Prasetya Husada, Rs	1	2	4	5.3
216861	Puncak, Ap	4	4	1	6.7
235692	Puri Galeri, Ap	3	5	1	7.2
233804	Puspa Indah Farma, Ap	2	2	4	5.8
168136	Putra Waspada, Ap	4	5	2	8.4
252523	Putra Waspada, Rs	3	3	2	5.9
220958	Rahmat Karunia, Ap.	2	1	1	2.7
224056	Refa Husada, Ap.	1	1	2	2.9
124656	Rhema Delapan Ap.	2	2	1	3.7
123938	Rsd Mardi Waluyo	1	2	4	5.3
124865	Rsia Hermina Tangkuban Perahu	5	5	1	8.2
223667	Rsia Puri Bunda, Ap	3	5	1	7.2
216567	Sahabat Jaya, Ap	1	2	4	5.3
125542	Santoso Mangun Karyo / Bhakti S,Ap	2	2	4	5.8
234962	Sarangan Medika, Ap.	2	2	2	4.4
124204	Sehat Ap	2	4	1	5.7
124668	Sejati Ap	5	5	1	8.2

Customer Code	Customer Name	frequency	monetary	Recency	RFM Total
123902	Seruni Blitar, Pt	2	3	2	5.4
125564	Sido Waras Ap	2	2	2	4.4
124669	Sinar Kencana Ap	2	3	3	6.1
196750	Siti Miriam, Rsb	2	2	4	5.8
234910	Sriti, Ap.	2	4	1	5.7
124675	Sukun Farma Ap	2	1	2	3.4
125662	Sumber Sehat Ap	1	1	4	4.3
196599	Sumber Sentosa, Rs	2	2	2	4.4
124211	Tasia Farma /Ap	1	1	4	4.3
215729	Teja Husada Farma, Ap	1	1	5	5
256153	Telemedika Farma 17, Ap	2	3	2	5.4
224109	Titian Sehat, Ap	2	5	1	6.7
244898	United Dico Citas Cabang Malang, Pt	1	5	3	7.6
262358	Univ. Muhammadiyah Malang, Rs	2	3	2	5.4
213084	Wava Husada, Rs	3	4	1	6.2
124409	Wijaya Ap	1	1	3	3.6
214734	Wr. Supratman, Ap	2	3	3	6.1
125459	Wulan Ap	2	4	4	7.8
124258	Yay.Rumah Sakit Baptis	2	4	2	6.4
124034	Yay.Rumah Sakit Baptis Batu	1	2	5	6
221974	Yoga, Ap	1	2	5	6



*Halaman ini Sengaja Dikosongkan*



## LAMPIRAN C

### HASIL *CLUSTERING* PELANGGAN

Case Number	Customer Name	Clust	Dist
1	# ABIEL PANGGUNG, AP	1	1.03
2	# AISYIYAH RS	4	.63
3	# AMINAH, RS	4	1.16
4	# ANGKASA TANJUNG AGUNG/ARJASA I, A	4	1.14
5	# AURA SYIFA, RS	1	.60
6	# BALA KESELAMATAN RS	4	.63
7	# BHAYANGKARA NGANJUK, RS	1	.62
8	# BHAYANGKARA RS	4	1.21
9	# BUNGA MELATI, AP	4	.63
10	# DEWA, AP	3	.81
11	# DHARMADA AP	2	.48
12	# Direktur RSUD Dr.Saiful Anwar Mal	3	.46
13	# FARMASI RS. PANTI NIRMALA INST.	4	1.69
14	# GAMBIRAN, RSU UNIT SWADANA DAERAH	4	.63
15	# INST FARMASI ERA MEDIKA, RS.	2	.48
16	# INSTALASI FARMASI DR SOEDOMO	2	.95
17	# INSTALASI FARMASI RS. DR. ISKAK	2	1.01
18	# INSTALASI FARMASI RSI UNISMA	2	.48
19	# INSTALASI FARMASI RSJ LAWANG	2	.59
20	# IRMA MULIA AP. (MARYONO)	1	.62
21	# ISMANGIL II AP.. DR.	4	1.24
22	# KANJURUHAN KEPANJEN, RSUD.	2	1.08
23	# LAWANG AP	2	1.08
24	# MARSUDI WALUYO RS	4	1.12
25	# MITRA ASKARYA, AP	4	1.24
26	# MITRO RAHARDJO, AP	4	.63
27	# NGANJUK RSU	2	.59
28	# NGUDI WALUYO - WLINGI, RSUD	2	.59
29	# PARU /RS BATU	2	.48

Case Number	Customer Name	Clust	Dist
30	# PERKEBUNAN NUSANTARA XI (PERSERO)	2	.48
31	# PERSADA I AP	3	1.06
32	# PUNDEN SEHAT AP	1	1.30
33	# PUSPA INDAH FARMA, AP.	4	1.16
34	# RSD MARDI WALUYO	2	.59
35	# RSUD LAWANG	2	.48
36	# RSUD PARE (REVOLVING)	2	1.89
37	# SEHAT AP	2	1.01
38	# SERUNI BLITAR, PT	1	1.30
39	# SIDO WARAS AP	2	1.01
40	# SOEPRAOEN DR, RS	2	.59
41	# TOELOENGREDJO RS	3	1.18
42	# WAVA HUSADA, RS	2	1.03
43	# WULAN AP	2	1.29
44	# YAY. RUMAH SAKIT BAPTIS BATU	2	1.18
45	ADI BUANA CITRA DHARMALA, PT.	2	.48
46	AHMAD DAHLAN MUHAMMADIYAH KEDIRI, R	4	1.00
47	AISYIYAH RS	3	.97
48	AMANDA, RSIA	4	.38
49	AMELIA /RS.	1	1.45
50	AMELIA FARMA AP.	4	1.69
51	AMINAH, RS	4	.63
52	ANDHIKA AS SYIFAK, PT	1	1.31
53	ANUGERAH AP	4	1.12
54	APOTEK JOYOBOYO/CV.APOTEK JOYOBOYO	4	.38
55	AREMA FARMA, AP	1	.87
56	AURA SYIFA, RS	1	1.31
57	AVISENA UNISMA, AP	1	1.03
58	BALA KESELAMATAN RS	2	.48
59	BATU SEHAT,AP	1	1.03
60	BELLA ELHA, AP	4	1.10
61	BENGAWAN SOLO AP	4	1.12



Case Number	Customer Name	Clust	Dist
62	BENTOEL PRIMA PT	2	.48
63	BETANIA, AP	1	.87
64	BETHEK FARMA, AP	2	.48
65	BHAYANGKARA NGANJUK, RS	1	1.84
66	BHAYANGKARA RS	4	.38
67	BTA, AP	1	.62
68	BULULAWANG, AP	4	1.38
69	BUNGA MELATI, AP	4	1.12
70	CAKRA FARMA, AP	1	.62
71	CATUR FARMA, AP	4	1.12
72	CHANDRA KURNIAWAN / AP. KEMUNING	4	1.38
73	DEWA, AP	2	.59
74	DHARMADA AP.	4	.38
75	DIAN (KPJ) AP	4	1.10
76	DIAN, AP	4	.63
77	Direktur RSUD Dr.Saiful Anwar Malan	3	.81
78	Dr. BENGGOL, AP	1	.88
79	DR. ETTY ASHARTO BATU	1	1.03
80	EFATA, AP	3	.97
81	ELMA FARMA, AP	4	.63
82	FARMARIN, AP	4	1.14
83	FARMASI RS. PANTI NIRMALA INST.	3	1.14
84	GLEDUK, AP	1	.62
85	GRIYA MEDIKA /AP	1	1.19
86	GUNAWAN JOESOEF / AP SARI MEDIKA	4	.38
87	HAYAM WURUK AP.	4	1.04
88	HIDUP AP	4	1.38
89	INSATLASI FARMASI (KRIMS). KL	4	.63
90	INST FARM MELATI HUSADA, RSIA.	3	1.18
91	INST FARMASI ERA MEDIKA, RS.	4	.63
92	INST. FAR KRI CAKRA HUSADA, KL.	4	.63
93	INST. FARM. FAUZIAH, RSIA	1	1.03

Case Number	Customer Name	Clust	Dist
94	INST. FARMASI RS. PRIMA HUSADA	1	.87
95	INST.FARM.PERSADA HOSPITAL	2	1.03
96	INSTALASI FARMASI RS. DR. ISKAK	2	1.92
97	INSTALASI FARMASI RSAB KASIH BUNDA	2	1.25
98	INSTALASI FARMASI RSI UNISMA	3	1.18
99	INSTALASI FARMASI RSJ LAWANG	1	.60
100	JINGGA FARMA, AP	4	1.14
101	K-24 GATOT SUBROTO, AP	1	.62
102	K-24 PUNCAK MANDALA, AP	4	.38
103	K-24 SOEKARNO HATTA, AP	4	1.38
104	KAMILIA AP	4	.38
105	KANJURUHAN KEPANJEN, RSUD	1	1.03
106	KAWAN AP	4	.63
107	KAWI AP	4	1.00
108	KEDIRI, CV., AP	1	1.03
109	KEPANJEN FARMA AP	4	.38
110	KIMIA FARMA 210, AP	3	1.14
111	KIMIA FARMA APOTEK, PT	1	1.03
112	KIMIA FARMA SMAN II, AP.	4	.63
113	LAWANG AP.	4	.38
114	LAWANG MEDIKA, RS	4	1.52
115	MARSUDI WALUYO RS.	4	1.14
116	MATARAM SEGAR AP	4	.63
117	MELATI HUSADA RSBK	1	.87
118	MULTI FARMA, AP.	4	1.92
119	MUTIARA BUNDA, RB	4	1.12
120	NIKITA, AP	3	1.14
121	NUSA SARI PHARMA, PT	2	1.08
122	NUSAKAMBANGAN AP.	4	.38
123	ORPEHA RSI	4	1.12
124	PANDERMAN AP. / TEGUH WAHJU SARDJON	4	.63
125	PANGGUNG FARMA AP	1	.87

Case Number	Customer Name	Clust	Dist
126	PANTI WALOEYO (SAWAHAN) RS	3	.97
127	PELITA SARI AP	3	.46
128	PELITA SEJAHTERA AP	1	1.65
129	PERKEBUNAN NUSANTARA XI (PERSERO)	3	1.14
130	PERSADA II AP	1	.62
131	POP MEDIKA, AP	4	.63
132	PRADHANA 3, AP.	4	.63
133	PRASETYA HUSADA, RS	1	.60
134	PUNCAK, AP	3	.69
135	PURI GALERI, AP	3	1.06
136	PUSPA INDAH FARMA, AP	1	.87
137	PUTRA WASPADA, AP	3	.81
138	PUTRA WASPADA, RS	4	1.21
139	RAHMAT KARUNIA, AP.	4	1.66
140	REFA HUSADA, AP.	4	1.69
141	RHEMA DELAPAN AP.	4	1.00
142	RSD MARDI WALUYO	1	.60
143	RSIA HERMINA TANGKUBAN PERAHU	3	1.14
144	RSIA PURI BUNDA, AP	3	1.06
145	SAHABAT JAYA, AP	1	.60
146	SANTOSO MANGUN KARYO / BHAKTI S,AP	1	.87
147	SARANGAN MEDIKA, AP.	4	.38
148	SEHAT AP	2	1.25
149	SEJATI AP	3	1.14
150	SERUNI BLITAR, PT	4	.63
151	SIDO WARAS AP	4	.38
152	SINAR KENCANA AP	4	1.24
153	SITI MIRIAM, RSB	1	.87
154	SRITI, AP.	2	1.25
155	SUKUN FARMA AP	4	1.38
156	SUMBER SEHAT AP	1	.62
157	SUMBER SENTOSA, RS	4	.38



Case Number	Customer Name	Clust	Dist
158	TASIA FARMA /AP	1	.62
159	TEJA HUSADA FARMA, AP	1	1.03
160	TELEMEDIKA FARMA 17, AP	4	.63
161	TITIAN SEHAT, AP	2	1.29
162	UNITED DICO CITAS CABANG MALANG, PT	2	1.48
163	UNIV. MUHAMMADIYAH MALANG, RS	4	.63
164	WAVA HUSADA, RS	3	1.18
165	WIJAYA AP	1	1.31
166	WR. SUPRATMAN, AP	4	1.24
167	WULAN AP	2	1.89
168	YAY.RUMAH SAKIT BAPTIS	2	.48
169	YAY.RUMAH SAKIT BAPTIS BATU	1	1.02
170	YOGA, AP	1	1.02

## LAMPIRAN D

### HASIL WAWANCARA USER ACCEPTANCE TESTING

Pertanyaan: saya akan menyebutkan nama pelanggan secara acak dan karakteristiknya menurut hasil penelitian ini, jika ternyata hasil dari karakter yang saya sampaikan sesuai dengan kondisi di lapangan tolong jawab tepat, kalau tidak ada kesamaan jawab tidak tepat dan apabila anda lupa atau ragu-ragu terhadap beberapa pelanggan tertentu jawab saja lupa. Hasil dari pertanyaan ini adalah:

Label	Sampel	Jawaban
<i>Consumers</i>	Apotik Abiel Panggung	Benar
	RS. Aura Syifa	Benar
	Apotik Santoso Mangun Karyo	Benar
	Apotik Puspa Indah Farma	Salah
	Apotik Teja Husada Farma	Ragu-Ragu
	Apotik Persada II	Benar
	Apotik Griya Medika	Benar
	Apotik BTA	Benar
	Apotik Cakra Farma	Ragu-Ragu
	Apotik Gleduk	Ragu-Ragu
	Apotik Batu Sehat	Benar
	Apotik Irma Mulia	Ragu-Ragu
	Apotik Arema farma	Benar
	Rumah Sakit Amelia	Benar
	Apotik Dr. Benggol	Ragu-Ragu
	Apotik Punden Sehat	Ragu-Ragu
<i>Ordinary</i>	Apotik Anugerah	Benar
	Apotik Joyoboyo	Salah
	Apotik Bululawang	Benar
	Apotik Bunga Melati	Ragu-Ragu
	Apotik Dharmada	Ragu-Ragu
	Rumah Sakit Bhayangkara	Benar
	Apotik Bella Elha	Benar